



TECHNISCHE  
UNIVERSITÄT  
DARMSTADT

## STROMMESSUNG IN EINER VERNETZTEN WELT

Entwicklung minimalinvasiver Methoden zur feingranularen  
Approximation von Stromflüssen in intelligenten Umgebungen

Vom Fachbereich Elektrotechnik und Informationstechnik  
der Technischen Universität Darmstadt  
zur Erlangung des akademischen Grades eines  
Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)  
genehmigte Dissertation

von

FRANK ENGLERT, M.SC.

Geboren am 03. Januar 1988 in Gelnhausen

Referent: Prof. Dr.-Ing. habil. Ralf Steinmetz  
Korreferent: Prof. Dr.-Ing. Andreas Mauthe

Tag der Einreichung: 05.07.2016  
Tag der Disputation: 05.09.2016

Hochschulkennziffer D17  
Darmstadt 2016

Dieses Dokument wird bereitgestellt von  
tuprints, E-Publishing-Service der Technischen Universität Darmstadt.  
<http://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de>  
[tuprints@ulb.tu-darmstadt.de](mailto:tuprints@ulb.tu-darmstadt.de)

Bitte zitieren Sie dieses Dokument als:

URN: [urn:nbn:de:tuda-tuprints-56742](https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:tuda-tuprints-56742)

URL: <http://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de/id/eprint/5674>

Die Veröffentlichung steht unter folgender Creative Commons Lizenz:

*International 4.0 – Namensnennung, nicht kommerziell, keine Bearbeitung*

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>



*I skate to where the puck is going to be, not where it has been.*

— Wayne Gretzky, Eishockey-Spieler  
auf die Frage nach seinem Erfolg.



## ZUSAMMENFASSUNG

---

Bestehende vernetzte Stromzähler zur Erfassung der bezogenen elektrischen Arbeit sind zur Erstellung von Energiebedarfsanalysen ungeeignet. Zum einen wird die bezogene elektrische Arbeit lediglich mit einer niedrigen Abtastrate erhoben und zum anderen erfolgt keine Erfassung von Kontextdaten zu aktiven Verbrauchern. Daher erlaubt die alleinige Betrachtung von Energiedaten kaum Rückschlüsse auf die eigentlichen Ursachen des Energiebedarfs. Diese Intransparenz stellt sowohl für Privatpersonen als auch für Energie beziehende Organisationen eine große Herausforderung dar. Privatpersonen erhalten keine Rückmeldung über ineffiziente Verhaltensweisen und Organisationen können Investitionsmöglichkeiten zur Steigerung der Energieeffizienz nur schwerlich bewerten und priorisieren. Ziel dieser Dissertation ist es, Verfahren zur besseren Analyse von Energiedaten zu entwickeln, welche Detailinformationen über einzelne Verbraucher bereitstellen um Rückschlüsse auf die Ursachen des Energiebedarfs ziehen zu können. Bestehende Verfahren zur Erhebung dieser Informationen erfordern häufig aufwändige Eingriffe in die überwachte Umgebung oder sind nicht in der Lage, die zur Datenanalyse notwendigen Metadaten wie Geräteklasse oder Aufstellungsort zu einzelnen Verbrauchern bereitzustellen.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein minimalinvasives, zweistufiges Verfahren zur Erhebung fein aufgelöster Energiedaten entwickelt. Dabei werden im ersten Schritt Gerätezustandsdaten, sowohl über bereits in der Umgebung verbaute, als auch über einfach nachrüstbare zusätzliche Sensoren, gesammelt. Mithilfe von gerätespezifischen Energiemodellen wird anschließend aus den gesammelten Gerätezustandsdaten der Energiebezug auf Ebene einzelner Geräte ermittelt. Um die gerätespezifischen Energiemodelle automatisiert ableiten zu können, werden im zweiten Schritt die Gerätezustandsdaten mit den zentralisiert erfassten Energiedaten der Umgebung abgeglichen, indem die Auswirkungen von Gerätezustandsänderungen auf den gesamten Energiebedarf der Umgebung beobachtet werden.

Bedingt durch diese Vorgehensweise wird es möglich, den Energiebedarf auf Ebene von Einzelgeräten zusammen mit Metadaten wie Geräteklasse und Benutzungskontext der eingesetzten Elektrogeräte zu ermitteln. Die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren lassen sich mit geringem Installationsaufwand und ohne manuelles Training in bestehende Umgebungen integrieren. Hierbei werden Gebäude beliebiger Größe unterstützt – das System ist sowohl in zu Wohnzwecken genutzten Gebäuden als auch in gewerblich genutzten Immobilien mit großer Nutzfläche einsetzbar. Im Rahmen einer Feldstudie wurde die Anwendbarkeit des Systems demonstriert. Hierbei konnte eine hohe Genauigkeit der verbraucher genauen Energiebedarfsmessung von über 90% bei minimalem Installationsaufwand des Systems erzielt werden und rentable Einsparpotentiale aufgedeckt werden. Somit stellen die in dieser Dissertation entwickelten Verfahren eine wichtige Grundlage zur Analyse des Energiebedarfs von Gebäuden dar.

## ABSTRACT

---

Electric energy is typically billed in terms of the consumed monthly or yearly work. This kind of billing conceals individual effects of single actions or events. Thus, drawing conclusions on the causes of electricity consumption based on the energy bill is impossible without having additional knowledge. This factor poses a huge challenge for individuals as well as energy demanding organizations. Individuals get no feedback on inefficient behavioral patterns and organizations lack adequate means for assessing investment opportunities for increasing energy efficiency. To bridge this information gap, this work aims for developing enhanced methods for analyzing energy data. Existing approaches either require extensive changes to the existing building infrastructure or prohibit the collection of metadata on individual electricity consuming devices.

In this dissertation we developed a two-staged data collection process. First, the system collects activity data for individual devices using integrated as well as additional, easily deployable sensors. The latter relies on sensing electromagnetic as well as acoustic emitted by operating electricity consuming devices. In the second step, the collected activity data is fused to energy data obtained from centralized power meters. As result, one obtains the electricity demand for each device individually. Additionally, metadata on the kind of operated devices is collected. By combining the information channels of power and activity, it becomes possible to conduct comprehensive reports on the causes of electricity consumption. The mechanism developed during this thesis are easily deployable and no manual training effort is required for bootstrapping. The system supports buildings of all sizes ranging from small apartments to large office areas. Its applicability was tested in two real buildings during an extensive field study. During that study the system demonstrated a high accuracy of above 90% combined with an easy setup. Thus, the mechanism developed in this dissertation provides a strong foundation for enhancing the energy efficiency in buildings.

# INHALTSVERZEICHNIS

---

1	EINLEITUNG	1
1.1	Motivation . . . . .	1
1.2	Zielsetzung, Ansatz und Beiträge der Dissertation . . . . .	2
1.3	Aufbau . . . . .	4
2	GRUNDLAGEN	5
2.1	Beeinflussungsfaktoren zu energieeffizientem Alltagshandeln . . . . .	5
2.1.1	Arten des Feedbacks im Vergleich . . . . .	7
2.1.2	Gestaltung der Benutzerschnittstellen . . . . .	9
2.1.3	Geeignete Konzepte zur Handlungsmotivation . . . . .	10
2.2	Privatsphäre und Datenschutz . . . . .	11
2.2.1	Gültiger Rechtsrahmen in Deutschland . . . . .	12
2.2.2	Informationsgehalt von Energiedaten . . . . .	12
2.2.3	Methoden zum Schutz persönlicher Daten . . . . .	14
2.3	Fazit . . . . .	17
3	VERWANDTE ARBEITEN	19
3.1	Nichtinvasives Lastmonitoring . . . . .	19
3.1.1	Datengranularität und Genauigkeit . . . . .	20
3.1.2	Datensätze . . . . .	22
3.1.3	NIALM-Algorithmen . . . . .	22
3.1.4	Fehlermetriken . . . . .	24
3.2	Personalisierte Erfassung des Energiebedarfs . . . . .	26
3.3	Installation dedizierter Sensoren zur Messung des Energiebedarfs . . . . .	28
3.4	Diskussion und Einordnung dieser Dissertation . . . . .	28
4	SYSTEMENTWURF	31
4.1	Anforderungen . . . . .	31
4.2	Lösungsansatz . . . . .	33
4.3	Betriebliche Überlegungen . . . . .	35
5	EXPLIZITE ERSTELLUNG VON ENERGIEMODELLEN	37
5.1	Definition eines Energiemodells . . . . .	37
5.2	Erforderliche Datengranularität . . . . .	38
5.3	Erhebung von Gerätezustandsdaten . . . . .	43
5.4	Ableitung von Energiemodellen . . . . .	44
5.4.1	Vorverarbeitung . . . . .	45
5.4.2	Modellerstellung . . . . .	45
5.4.3	Gütefunktion . . . . .	48
5.4.4	Approximierung des Energiebedarfs . . . . .	49
5.5	Evaluation . . . . .	50
5.5.1	Genauigkeit und Generalisierbarkeit . . . . .	51
5.5.2	Adaptierbarkeit . . . . .	53
5.5.3	Langzeitstabilität . . . . .	54
5.5.4	Energiebedarf . . . . .	55
5.6	Fazit . . . . .	56

6	EXTRAKTION VON GERÄTEZUSTANDSDATEN AUS ALLGEGENWÄRTIGEN UMGEBUNGSGERÄUSCHEN	57
6.1	Motivation	57
6.2	Extraktion von Aktivitätsdaten aus Umgebungsgeräuschen	58
6.2.1	Modellierung des Energiebedarfs	58
6.2.2	Systemübersicht	59
6.3	Implementierung	60
6.3.1	Stufe 1: Datenerhebung	60
6.3.2	Stufe 2: Erkennung der Aktivitäten	61
6.3.3	Stufe 3: Anreicherung mit Energiebedarfsdaten	67
6.3.4	Stufe 4: Aggregation	68
6.4	Evaluation	68
6.4.1	Vorgehensweise	68
6.4.2	Filterung	70
6.4.3	Aktivitätserkennung	71
6.4.4	Anreicherung mit Energiedaten	72
6.4.5	Energiebedarf des SensiMate-Systems	73
6.5	Diskussion	74
6.6	Fazit	75
7	EXTRAKTION VON GERÄTEZUSTÄNDEN AUS ELEKTROMAGNETISCHEN EMISSIONEN	77
7.1	Motivation	77
7.2	Hardware-Aufbau des Messsystems	79
7.3	Antennendesign	80
7.4	Extraktion von Gerätezustandsdaten	82
7.5	Evaluation	86
7.5.1	Beobachtete Signaturen elektromagnetischer Emissionen	87
7.5.2	Identifikation aktiver Elektrogeräte	87
7.6	Fazit	89
8	FUSION VON GERÄTE-ZUSTANDSDATEN MIT AGGREGIERTEN LEISTUNGS- SIGNALEN	91
8.1	Motivation	91
8.2	Berechnung des Energiebedarfs von Schaltereignissen	92
8.2.1	Definitionen und getroffene Annahmen	93
8.3	Ableitung der Leistungsbeiwerte	95
8.3.1	Synchronisation der Datenströme	95
8.3.2	Filterung relevanter Ereignisse	96
8.3.3	Auflösung von Konflikten	96
8.3.4	Zustandsmodellierung	100
8.3.5	Phasenzuordnung	100
8.3.6	Ableitung des Energiemodells aus Einzelbeobachtungen	102
8.4	Evaluation des LightMon-Systems	104
8.4.1	Bestimmung grundlegender Systemparameter	105
8.4.2	Genauigkeit	108
8.4.3	Skalierbarkeit	110
8.4.4	Robustheit gegenüber Störeinflüssen	113



8.4.5	Ressourcenverbrauch . . . . .	114
8.4.6	Diskussion der Simulationsgenauigkeit . . . . .	116
8.5	Feldstudie . . . . .	117
8.5.1	Überprüfung des LightMon-Systems . . . . .	119
8.5.2	Gewonnene Erkenntnisse . . . . .	120
8.6	Diskussion . . . . .	124
8.6.1	Skalierbarkeit des Systems . . . . .	124
8.6.2	Manuelle Ermittlung der Leistungsbeiwerte . . . . .	126
8.6.3	Automatisiertes Training des Systems . . . . .	126
8.6.4	Anwendung in Gebäuden ohne Gebäudesteuerbus . . . . .	127
8.6.5	Erkennung von Defekten . . . . .	127
8.6.6	Verallgemeinerung der zugrunde liegenden Algorithmen . . . . .	127
9	ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK . . . . .	129
9.1	Zusammenfassung dieser Arbeit . . . . .	129
9.2	Ausblick . . . . .	130
LITERATUR . . . . .		133
A	LEISTUNGSBEIWERTE IN DER FELDTTEST-UMGEBUNG . . . . .	147
A.1	Automatisch durchgeführtes Training . . . . .	147
B	ERFORDERLICHE GRANULARITÄT DER ZUSTANDSDATEN . . . . .	151
C	AUSWERTUNG ELEKTROMAGNETISCHER SIGNALE . . . . .	155
C.1	Genauigkeit der Geräteerkennung . . . . .	155
C.2	Konfusionsmatrix zur Darstellung von Klassifikationsfehlern . . . . .	156
D	KONFUSIONSMATRIX DER AUDIOBASIERTEN AKTIVITÄTSERKENNUNG . . . . .	157
E	PUBLIKATIONEN . . . . .	163
E.1	Zeitschriften-Beiträge . . . . .	163
E.2	Konferenz- und Workshopbeiträge . . . . .	163
E.3	Als Ko-Autor erstellte Konferenz- und Workshopbeiträge . . . . .	164
F	BETREUTE STUDENTISCHE ABSCHLUSSARBEITEN . . . . .	167
F.1	Masterarbeiten . . . . .	167
F.2	Bachelorarbeiten . . . . .	168
G	CURRICULUM VITÆ . . . . .	169
H	ERKLÄRUNG LAUT §9 DER PROMOTIONSORDNUNG . . . . .	171



## EINLEITUNG

---

### 1.1 MOTIVATION

Seit der Entwicklung des elektrischen Generators durch Ernst Werner Siemens im Jahre 1866 kann elektrische Energie großtechnisch erzeugt und kostengünstig bereitgestellt werden. Aufgrund der allgegenwärtigen Verfügbarkeit von Elektrizität wird diese in immer mehr Bereichen als Energieträger eingesetzt. Hieraus resultiert ein mittlerer Gesamtstromverbrauch von 7.000 kWh pro Jahr pro Bundesbürger <sup>1</sup>.

Während die Versorgung der Bevölkerung mit elektrischer Energie in den letzten 150 Jahren stetig verbessert wurde, konnten die Messmethoden zur Erhebung des Stromverbrauchs mit dieser Entwicklung nicht Schritt halten.

Obwohl sich die grundlegenden Technologien zur Messung von Stromflüssen im letzten Jahrhundert hin zu höheren Genauigkeiten und höheren Abstraten verbessert haben, erfolgt nach aktuellem Stand der Technik noch immer lediglich eine Messung des Gesamtverbrauchs auf Ebene von Abrechnungseinheiten. Hierbei entspricht eine Abrechnungseinheit oftmals nur einer monatlichen oder jährlichen Rückmeldung über die bezogene elektrische Arbeit eines Gebäudeteils oder lediglich eines ganzen Gebäudes.

Selbst mit modernen „intelligenten“ Stromzählern, welche den Stromfluss mit sehr hoher zeitlicher Auflösung erfassen und über eine integrierte Netzwerkschnittstelle an nachgeschaltete Verarbeitungsdienste übermitteln, ist es nicht wirtschaftlich möglich, den Stromverbrauch von einzelnen Geräten zu erheben. Als Gründe hierfür sind zu nennen:

1. Hohe Anzahl an Verbrauchsstellen pro Abrechnungseinheit mit stark schwankender Verbrauchscharakteristik.
2. Hohe Anzahl an notwendigen Messpunkten bedingt durch die stark verzweigte Struktur des Stromnetzes in Gebäuden und vielzählige Verbrauchsstellen.
3. Hoher manueller Aufwand zur Installation und zur Wartung von dedizierten Strom-Messknoten an allen möglichen Messpunkten.
4. Fehlende Möglichkeiten zur Anreicherung der Energiedaten mit Metadaten wie Gerätetyp, Installationsort, Häufigkeit der Nutzung oder Besitzverhältnisse eingesetzter Betriebsmittel.

Jedoch ist eine detailliertere Erfassung des Verbrauchs unerlässlich, um genaue Aussagen über die Höhe, Regelmäßigkeit und Angemessenheit der bezogenen elektrischen Arbeit von einzelnen Stromverbrauchern zu treffen. Nur durch eine ver-

---

<sup>1</sup> Quelle: Weltbank, *Electric power consumption (kWh per capita)*, 2013. Die Ermittlung des Pro-Kopf-Verbrauchs erfolgte über die Umlage der Gesamtproduktion ohne Eigenbedarf, Übertragungs- und Transformationsverluste.

brauchergenaue Überwachung, sowie der Erfassung von zugehörigen, verbrauchsrelevanten Kontext-Informationen, lassen sich mögliche Einsparpotentiale erkennen, quantifizieren und realisieren.

## 1.2 ZIELSETZUNG, ANSATZ UND BEITRÄGE DER DISSERTATION

Die Zielsetzung dieser Arbeit ist es, neue und minimalinvasive Messmethoden zur verbrauchergenaue Strommessung von Elektrogeräten zu entwickeln. Anstatt der Installation eines dedizierten Strom-Messknotens pro Gerät soll der Stromverbrauch mithilfe von virtuellen Sensoren bestimmt werden. Hierbei wird nicht direkt der Energiebezug eines Elektrogeräts gemessen, vielmehr werden andere, mit dem Energiebezug korrelierende Messgrößen erhoben, um mithilfe mathematischer Regressionsverfahren den Energiebedarf einzelner Geräte abzuleiten. Als Datengrundlage können die virtuellen Sensoren sowohl auf bereits in der Umgebung verbaute Hardware Sensoren oder auf neue, einfach installierbare Sensoren zurückgreifen. Beispielsweise kann ein virtueller Sensor mithilfe einer Netzwerk-Schnittstelle auf den aktuellen Zustand eines Kühlschranks<sup>2</sup> zugreifen und Sensordaten über den aktuellen Öffnungszustand der Tür sowie die Innentemperatur erfassen. Basierend auf diesen Sensorinformationen kann der Stromverbrauch des Kühlschranks mit dem nachfolgenden, stark vereinfachten Energiemodell abgeschätzt werden:

$$\begin{aligned}
 P_{\text{Kühlschrank}} &= P_{\text{Motor}} + P_{\text{Innenbeleuchtung}} + P_{\text{Steuerung}} \\
 P_{\text{Steuerung}} &= 1W \\
 P_{\text{Innenbeleuchtung}} &= \begin{cases} 0,5W, & \text{wenn Türe offen} \\ 0W, & \text{sonst} \end{cases} \\
 P_{\text{Motor}} &= \begin{cases} 100W * (0.9)^t + 200W, & \text{temp}(t) < \text{temp}(t-1) \\ 0W, & \text{sonst} \end{cases}
 \end{aligned}$$

Mithilfe dieser Methodik ist es möglich, den Energiebedarf auf Ebene von Einzelgeräten zu erfassen, ohne zusätzlich Strom-Messknoten zu installieren. Die Funktionalität wird hierbei vollständig in Software abgebildet, welche auf in der Umgebung vorhandene Sensoren zugreift. Jedoch erfordert die Anwendung dieser Methodik das Vorhandensein und Auffinden von geeigneten Gerätezustandsdaten mit Korrelation zum Stromverbrauch des zu modellierenden Elektrogerätes. Weiterhin ist für jedes Elektrogerät ein geeignetes Energiemodell erforderlich. Weder eine manuelle Selektion geeigneter Gerätezustandsdaten noch die manuelle Modellierung eines Energiemodells sind aufgrund des daraus resultierenden hohen Arbeitsaufwands für großmaßstäbliche Einsatzszenarien geeignet. Um eine solche Lösung in einem praktikablen Rahmen umzusetzen, stellen sich daher die nachfolgenden Forschungsfragen:

- <sup>2</sup> Zum Gegenwärtigen Zeitpunkt sind die meisten Haushaltsgeräte noch nicht mit Netzwerkschnittstellen ausgestattet. Mit der kostengünstigen Verfügbarkeit hochintegrierter drahtloser Netzwerkmodule wird sich dies in den kommenden Jahren jedoch grundlegend ändern. Diese Entwicklung wird angetrieben durch die Möglichkeit zur Auslagerung der Benutzerschnittstelle auf Smartphones und der damit einhergehenden Steigerung der Benutzerfreundlichkeit.

1. Welche durch den Energiebezug ausgelösten Umfeldemissionen sind zur Ableitung von Gerätezustandsdaten geeignet und mit welcher Auflösung müssen diese Daten erhoben werden?
2. Wie können aus den erhobenen Gerätezustandsdaten sowie anhand des zentralisiert gemessenen, für mehrere Geräte kumulierten Energiebedarfs automatisiert Energiemodelle für die betrachteten Elektrogeräte erstellt werden?
3. Wie können hierbei geeignete Gerätezustandsdaten ausgewählt werden, welche die Genauigkeit und Skalierbarkeit von nicht-invasiven Verfahren zur Leistungsmessung auf Ebene von Geräteinstanzen verbessern?

Zur Beantwortung dieser Fragestellungen wurden zunächst Datensätze bestehend aus 1) Sensordaten von Elektrogeräten, 2) Sensordaten von Umgebungssensoren und 3) Energiedaten sowohl auf Ebene des gesamten Gebäudes als auch auf Ebene von Einzelgeräten erhoben. Darauf aufbauend wurden Verfahren entwickelt, welche geeignete Sensordaten auswählen, automatisiert Energiemodelle erstellen und den Energiebedarf von Elektrogeräten auf Ebene von Einzelgeräten ermitteln. Weiterhin wurden diese Verfahren hinsichtlich relevanter systemischer Eigenschaften untersucht. Hierbei konnten die nachfolgenden Beiträge erzielt werden:

1. Entwurf eines Algorithmus zur Nachverfolgung des Stromverbrauchs von Elektrogeräten basierend auf Gerätezustandsdaten sowie dem gesamten Energiebedarf des Gebäudes. Das Verfahren betrachtet Energiebedarfsänderungen des Gebäudes zu allen Zeitpunkten in denen sich Gerätezustandsdaten ändern. Somit erfolgt eine implizite Erstellung von Energiemodellen.
2. Entwicklung von Verfahren zur Extraktion von Gerätezustandsdaten aus Audio-Emissionen und elektromagnetischen Abstrahlungen. Mithilfe dieser Verfahren ist die Ermittlung des Energiebedarfs von nicht vernetzten Bestandsgeräten möglich. Da diese Verfahren die Gerätezustände mehrerer Elektrogeräte in der Umgebung gleichzeitig erfassen können, ergibt sich ein deutlich verringerter Installationsaufwand im Vergleich zu bestehenden Messsystemen.
3. Erstellung eines frei verfügbaren Datensatzes zur Evaluation der entwickelten Algorithmen. Dieser Datensatz enthält Informationen zum Gesamtenergiebedarf eines Gebäudes sowie die Aktivitätszeiten und Energiemodelle verwendeter Elektrogeräte über den Zeitraum von 1,5 Jahren.
4. Integration der entwickelten Verfahren in ein eingebettetes System zur minimalinvasiven Installation in bereits bestehende Gebäude.

Die in dieser Arbeit entwickelten Konzepte haben sich im Rahmen einer Feldstudie als kostengünstiger und besser skalierbar als vergleichbare Ansätze erwiesen. Durch die bestmögliche Einbindung bereits vorhandener Infrastruktur, also von bereits vorhandenen Sensoren und Sensornetzen, kann der Stromverbrauch auf Geräteebene ressourceneffizient erfasst werden. Hierbei kommt die entwickelte Methodik mit einer deutlich niedrigeren Komplexität und somit mit deutlich niedrigeren Hardware-Ressourcenanforderungen aus als bisher bestehende Algorithmen.

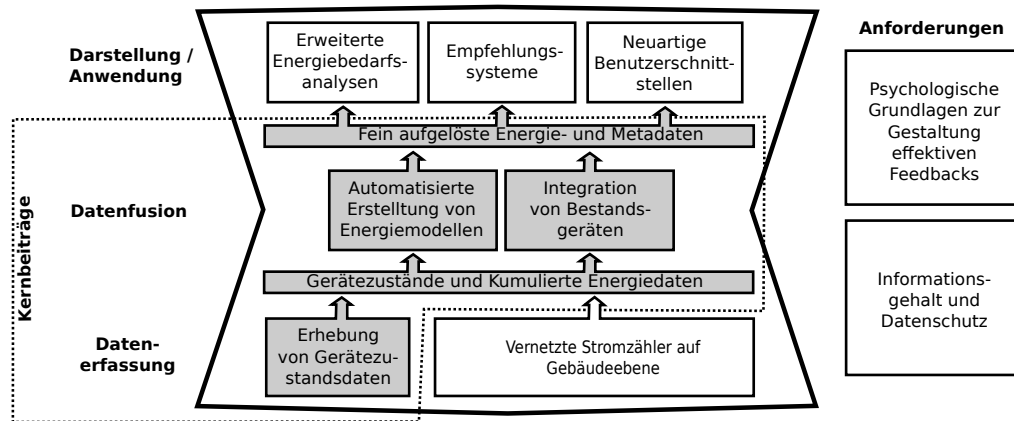


Abbildung 1: Struktur dieser Arbeit und Einordnung der Kernbeiträge in das Forschungsumfeld.

### 1.3 AUFBAU

Im Folgenden wird die Struktur dieser Arbeit dargelegt und mithilfe eines abstrakten Blockdiagramms in Abbildung 1 verdeutlicht. Im nachfolgenden Kapitel werden zunächst die Grundlagen dieser Dissertation beschrieben. Hierbei erfolgt eine Betrachtung unterschiedlicher Formen des Feedbacks um Menschen möglichst effektiv zu energieeffizienterem Alltagshandeln zu motivieren. Weiterhin wird in diesem Kapitel der Informationsgehalt von Energiedaten erörtert und es werden rechtliche Aspekte bezüglich des Datenschutzes und deren Implikationen betrachtet. Aufbauend auf diesen Grundlagen erfolgt in Kapitel 3 eine kritische Reflexion verwandter Arbeiten zur Herleitung der bestehenden Forschungslücke für ein einfach integrierbares, skalierbares und genaues System zur Messung des Energiebedarfs auf Ebene von Einzelgeräten. Anschließend wird im Kapitel 4 der für diese Arbeit zugrunde liegende Systementwurf eines solchen Messsystems vorgestellt. Dieser Ansatz basiert auf der Ableitung von Gerätezustandsdaten aus bestehenden, in der Umgebung verbauten Sensoren bzw. auf der Auswertung allgegenwärtiger Geräusche und elektromagnetischer Emissionen. Die so gewonnenen Gerätezustandsdaten werden anschließend zur Bestimmung des Energiebedarfs mit den zentralisiert erfassten Energiedaten fusioniert um gerätespezifische Energiebedarfe abzuleiten. Eine ausführliche Diskussion der zur Erstellung von Energiemodellen notwendigen Gerätezustandsdaten wird in Kapitel 5 dargelegt. Die gewählten Ansätze zur Ableitung von Gerätezustandsdaten aus Audio-Emissionen werden in Kapitel 6 erläutert und im darauf folgenden Kapitel 7 erfolgt die Verfahrensbeschreibung zur Extraktion dieser Informationen aus elektromagnetischen Emissionen. Die Vorgehensweise zur Fusion dieser Datenströme mit den zentralisiert erfassten Energiedaten zur Gewinnung von gerätespezifischen Energiemodellen und zur wird in Kapitel 8 erläutert. In diesem Kapitel werden auch die Ergebnisse der zur Validierung des Systems durchgeführten Feldstudie vorgestellt. Hierbei erfolgt die Evaluation relevanter Eigenschaften jeweils direkt in den Kapiteln zur Verfahrensbeschreibung. Im Kapitel 9, dem letzten Kapitel dieser Arbeit, wird ein Fazit gezogen und ein Ausblick auf weitere Herausforderungen und Entwicklungsmöglichkeiten gegeben.

*Die Energie ist eine Substanz, denn ihr gesamter Betrag ändert sich nicht, und die Elementarteilchen können tatsächlich aus dieser Substanz gemacht werden, wie man es in vielen Experimenten über die Entstehung von Elementarteilchen sehen kann. Die Energie kann sich in Bewegung, in Wärme, in Licht und in Spannung verwandeln. Die Energie kann als Ursache für alle Veränderungen in der Welt angesehen werden.*

— **Werner Karl Heisenberg**

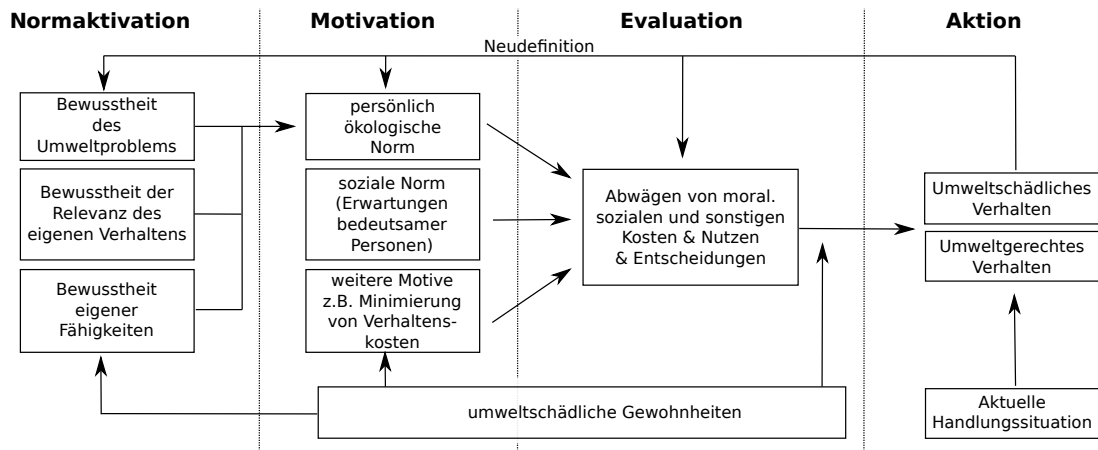
Aus: „Zum Thema Heraklit und der Beginn der Wissenschaft“, 1970

## 2.1 BEEINFLUSSUNGSFAKTOREN ZU ENERGIEEFFIZIENTEM ALLTAGSHANDELN

Der Energiebedarf eines Gebäudes wird im Wesentlichen durch das Verhalten der anwesenden bzw. der verantwortlichen Personen bestimmt. Demzufolge liegt der Schlüssel zur Energieeffizienz darin, die Bewohner oder Benutzer zu einem energieeffizienten Verhalten zu motivieren. In diesem Kapitel soll zunächst aus psychologischer Sicht betrachtet werden, welchen Einflussfaktoren das menschliche Verhalten unterliegt und wie dieses entsprechend beeinflusst werden kann. Ziel dieses Kapitels ist es, unterschiedliche Formen des Benutzerfeedbacks hinsichtlich der erreichten Energieersparnis miteinander zu vergleichen, um die effektivste Form des Feedbacks zu ermitteln. Dieses Kapitel bildet demnach einen wesentlichen Grundstein zur Beantwortung der Frage, welche Energie- und Kontextdaten auf technischer Ebene erfasst werden müssen, um eine Energiebedarfsanalyse vorzunehmen.

Zunächst wird der Ablauf von menschlichen Entscheidungsprozessen bei alternativen Handlungsmöglichkeiten betrachtet, um die Frage zu klären, wie das menschliche Verhalten beeinflusst werden kann. Aus psychologischer Sicht lässt sich das menschliche Verhalten mithilfe des integrativen Einflusschemas zu umweltgerechtem Alltagshandeln beschreiben, welches von Matthias [95] abgeleitet wurde. Dieses generelle Verhaltensmodell ist in Abbildung 2 dargestellt und wurde von Fischer [54] für den Anwendungsfall des energieeffizienten Verhaltens interpretiert. Diese Interpretation soll nachfolgend kurz wiedergegeben werden.

Der Entscheidungsprozess im Alltagshandeln lässt sich in zwei Entscheidungswege unterteilen: zum einen in bewusst gefällte Entscheidungen und zum anderen in unreflektierte Gewohnheiten und Routinen. Diese werden immer auf die gleiche Weise durchgeführt und können somit ohne zusätzliche Überlegungen oder Entscheidungen ausgeführt werden. Viele der alltäglichen Aktivitäten wie das Einschalten der Beleuchtung, die Benutzung des Wäschetrockners, das Einschalten des Fernsehgerätes beim nachhause Kommen sind Gewohnheiten. Da nicht über effizientes Verhalten nachgedacht wurde, oder die Gewohnheiten geänderte Realitäten nicht widerspiegeln, erzeugen Gewohnheiten oft Ineffizienzen.



Quelle: [95], [54]

Abbildung 2: Integratives Einflusschema umweltgerechten Alltagshandels nach Matthias.

Damit sich neue Normen und Verhaltensweisen etablieren können, muss eine bewusste Entscheidung getroffen werden. Hierzu muss eine Person mögliche Handlungsoptionen identifizieren und gemäß persönlicher Präferenzen, sozialer Normen bedeutsamer Personen und weiterer Handlungsmotive bewerten.

Um die Handlungspfade alter Gewohnheiten zu verlassen, muss eine Person zunächst erkennen, dass es ein Problem gibt. Anschließend muss die Person sich bewusst werden, dass ihr Verhalten relevant bezüglich des Problems ist. Zu guter Letzt muss sich die Person bewusst sein, dass sie Einflussmöglichkeiten bezüglich ihres Handelns hat. Nur wenn alle diese Bedingungen erfüllt sind, wird eine Person ihre Handlungen reflektieren, um das Problem zu lösen. Dieser Vorgang wird von Matthias als Normaktivierung bezeichnet.

Als Beispiel für diesen Prozess nennt Fischer eine Person, welche eine hohe jährliche Stromrechnung als Problem erkennt. Legt die Person einen hohen Strompreis als Ursache für die hohe Stromrechnung zugrunde, wird sie ihr Verhalten nicht anpassen. Erkennt die Person zwar ihr Verhalten als Ursache, ist sich aber über bessere Verhaltensweise nicht bewusst, z. B. da sie den Stromverbrauch einzelner Aktionen oder Geräten nicht kennt, wird sie ebenfalls ihr Verhalten nicht anpassen.

Basierend auf diesem Verhaltensmodell leitet Fischer die Hypothesen ab, dass die effektivste Form der Einflussnahme

1. die Aufmerksamkeit des Verbrauchers erregt.
2. eine direkte Relation zwischen Handlungen und deren Auswirkungen deutlich macht (z. B. indem relevante Informationen bereitgestellt werden).
3. vielfältige Motive unterschiedlicher Zielgruppen anspricht (z. B. Kostenersparnis, Ressourceneffizienz, Wettbewerb mit Anderen).

Hierbei kann die Relation zwischen Handlungen und deren Auswirkungen durch die gezielte Bereitstellung von Information der handelnden Person zurückgemeldet werden. Diese Rückkopplung wird nachfolgend als *Feedback* bezeichnet. Motivation



kann durch Anreizfaktoren wie Kostenersparnis, Ressourceneffizienz oder den Vergleich mit anderen Nutzern geschaffen werden. Basierend auf Fischers Hypothesen sollen daher im nachfolgenden Abschnitt zunächst unterschiedlich gestaltete Formen des Feedbacks gemäß erzielter Einsparungen miteinander verglichen werden, um anschließend näher auf Konzepte zur Motivation der Nutzer einzugehen.

### 2.1.1 Arten des Feedbacks im Vergleich

Das Feedback zielt darauf ab, dem Verbraucher die tatsächliche Quantität des Ressourcenverbrauchs zu verdeutlichen. Früher war dies nicht notwendig, da man die aufgewendeten Ressourcen physisch wahrnehmen konnte, beziehungsweise die Beschaffung äußerst aufwändig war. Als Beispiel hierfür ist die in vergangenen Jahrhunderten übliche Raumbeheizung mit holz- oder kohlebefeuernden Öfen anzuführen. Hier bestand eine direkte Relation zwischen Handlungen von Bewohnern und dem aufgewendeten Ressourcenverbrauch. In der heutigen Zeit ist, bedingt durch die allgegenwärtige, nahezu unbegrenzte Verfügbarkeit sowie der überaus einfachen Handhabung, eine Kopplung zwischen den Handlungen einer Person und dem hieraus resultierenden Ressourcenverbrauch nur schwerlich erkennbar.

Daher ist es das Ziel von Feedback-Systemen, dem Nutzer die Auswirkungen seiner Handlungen aufzuzeigen. Basierend hierauf kann die informierte Person entsprechend ihren Präferenzen, den sozialen Normen und weiteren Motiven Handlungsmöglichkeiten evaluieren. Es gibt vielfältige Möglichkeiten zur Gestaltung von Feedback. Hierbei variieren für unterschiedliche Ausprägungen von Feedback die Frequenz und der Zeitverzug, die Präsentationsform sowie der Detailgrad präsentierter Informationen. Darby [32] klassifiziert hierbei die Formen des Feedbacks auf folgende Arten:

1. **Detailliertere Abrechnungen:** Hierbei übermittelt der Energieversorger zusätzliche Informationen zum Energiebedarf zusammen mit der Energieabrechnung. Diese Informationen umfassen beispielsweise den historischen Verbrauch, den Energiebedarf von Vergleichsgruppen, Informationen zur Zusammensetzung des Energiebedarfs oder kürzere Abrechnungsperioden.
2. **Allgemeine Handlungsempfehlungen:** Diese Form des Feedbacks umfasst die Bereitstellung von Handlungsempfehlungen, welche mittels Überprüfung durch einen Energieberater abgeleitet wurden. Hierbei kann es sich um eine Vor-Ort-Prüfung oder um eine Begutachtung durch einen Online-Energieberater handeln.
3. **Regelmäßiges Feedback:** Diese Form des Feedbacks basiert auf regelmäßigem Ablesen und Auswerten des Energiebedarfs durch den Kunden selbst. Demzufolge stellt diese Form des Feedbacks gemittelte Daten über die Ableseperiode zur Verfügung. Die Granularität der erhobenen Daten hängt von der Regelmäßigkeit des Ablesens ab.
4. **Live-Anzeige der Leistungsaufnahme:** Hierbei wird ein Display zur Darstellung der Leistungsaufnahme des kompletten Gebäudes oder einzelner Gebäudeteile installiert, sodass alle Bewohner Informationen über den momentanen

Art des Feedbacks	Studien		Erreichte Einsparungen		
	#	%	Bereich	Mittel	Median
Detaillierte Abrechnung	11	19	1,2 - 10,0%	5,2%	5,5%
Allgemeine Handlungsempfehlungen	3	5	5,1 - 8,5%	6,8%	6,8%
Regelmäßiges Feedback	15	26	3,7 - 21%	11%	10,8%
Live-Anzeige der Leistung	23	39	-5,5 - 32%	8,6%	6,9%
Live-Anzeige auf Geräteebene	5	11	9,0 - 18%	13,7%	14%

Quelle: Ehrhardt-Martinez [42]

Tabelle 1: Eine Metaanalyse der erzielten Einsparungen elektrischer Energie bei unterschiedlichen Arten der Einflussnahme zeigt deutlich, dass eine verbesserte Informationslage zu einem energieeffizienten Verhalten motiviert.

Ressourcenverbrauch haben. Bei dieser Form ist das Feedback von Aktivitäten unmittelbar für die Bewohner verfügbar.

5. **Live-Anzeige auf Geräteebene:** Neben der Darstellung der aktuellen Leistungsaufnahme erfolgt bei dieser Form des Feedbacks eine Live-Darstellung des Energiebedarfs bzw. der Energiekosten auf Ebene einzelner Elektrogeräte. Somit können die Bewohner Geräte mit hohem Energiebedarf direkt identifizieren.

Hierbei ist der Detailgrad der bereitgestellten Informationen ansteigend und der Zeitverzug zwischen Handlung und Erhalt des Feedbacks absteigend. Möchte eine Person nun nach Erhalt des Feedbacks ihre Handlungen anpassen, um den Energiebedarf zu reduzieren, so hat sie nach Pierce[115] im Wesentlichen fünf Handlungsoptionen zur Auswahl:

1. Geräte abschalten.
2. effizientere Betriebsmodi auswählen.
3. bereits vorhandene, alternative Geräte mit ähnlicher Funktionalität verwenden.
4. effizientere Alternativen beschaffen und Altgeräte ersetzen.
5. eine Zeitverschiebung des Verbrauchs in günstigere Zeitfenster veranlassen. Die Zeitverschiebung resultiert jedoch nicht zwangsweise in niedrigerem Ressourcenverbrauch.

Da unterschiedliche Ausprägungen des Feedbacks es ermöglichen, unterschiedliche Handlungsoptionen zu erkennen und anzuwenden, stellt sich die Frage, welche Formen des Feedbacks eine hohe Effektivität aufweisen.

Zur Beantwortung dieser Frage wurden von Ehrhardt-Martinez [42] im Rahmen einer Meta-Studie unterschiedliche Formen des Feedbacks miteinander verglichen und hinsichtlich der erreichten Einsparungen bewertet. Die Ergebnisse dieser Studie sind in Tabelle 1 dargestellt und mit den Ergebnissen vorheriger Studien [32, 114] konsistent.

Die Ergebnisse zeigen deutlich, dass höhere Einsparungen realisiert werden konnten, wenn ausgeführte Handlungen direkt und mit hohem Detailgrad bewertet werden können. Die höchsten Einsparungen wurden mit Live-Anzeigen der Leistung sowie mit einer Live-Anzeige des Energiebedarfs auf Ebene von Einzelgeräten erzielt. Hierbei ergeben sich im Mittel die größten Einsparungen, wenn strukturierte Informationen zum Energiebedarf auf Ebene einzelner Geräte erfasst und dem Nutzer möglichst zeitnah zurückgemeldet werden.

An dieser Stelle ist anzumerken, dass der von Ehrhardt-Martinez gezogene Vergleich unterschiedlicher Formen des Feedbacks lediglich einen Erkenntnisgewinn aus der Vogelperspektive ermöglicht, denn die zugrunde liegenden Einzelstudien wurden jeweils in unterschiedlichen Ländern mit unterschiedlichen sozialen Schichten vorgenommen. Daher ist davon auszugehen, dass die Zusammensetzung des Energiebedarfs der einzelnen Kohorten voneinander abweicht und sich somit für die Studien unterschiedliche Einsparpotentiale ergeben. Als Extrembeispiel hierfür ist die Kategorie des *Live-Feedbacks* anzuführen, welches unter anderem Studienergebnisse von Prepaid-Metering<sup>1</sup> einer finanziell schwach aufgestellten Kohorte mit Studienergebnissen von Bewohnern eines Wohnheims[112] mit Flatrate-Preismodell für den Energiebedarf kombiniert. Es ist davon auszugehen, dass sich die Studienteilnehmer der Prepaid-Metering-Studie möglichst geringe Aufwendungen für Energie leisten können. Stattdessen optimieren die Bewohner des Wohnheims mit Flatrate-Bepreisung für Energie ihr Verhalten, um einen möglichst hohen Komfort zu erzielen, da die Energiekosten vergemeinschaftet werden (vgl. [98]). In diesem Fall ist die Bewusstheit der Relevanz des eigenen Verhaltens nicht gegeben.

Weiterhin wird auf die Arbeit von Strengers [144] verwiesen, welche bestehende Feedback-Systeme hinsichtlich zugrunde liegender Annahmen bezüglich des Interaktionsdesigns untersucht und im Rahmen einer Benutzerstudie vielfältige Verständnisprobleme und Lücken bei der Informationsinterpretation aufdeckt. Als Ergebnis leitet Strengers Empfehlungen für ein verbessertes Interaktionsdesign ab, welches den aktuellen Wissensstand sowie die sozialen Normen berücksichtigt und einen nachhaltigen Lernprozess hin zu effizienterem Umgang mit Ressourcen fördert.

### 2.1.2 Gestaltung der Benutzerschnittstellen

Die Benutzerschnittstelle übernimmt die wichtige Funktion den Benutzer über alternative energieeffizientere Handlungsweisen zu informieren. Demnach ist bei der Realisierung von Energiebedarfsanalysesystemen ein geeignetes Design der Benutzerschnittstelle essentiell. Die dargestellten Informationen müssen hinreichend verständlich und zum richtigen Zeitpunkt präsentiert werden, um den Nutzer bestmöglich zu unterstützen.

Die Benutzerschnittstelle zur Präsentation von Verbrauchsinformationen kann konzeptuell und technologisch unterschiedlich gestaltet sein. Hierbei ist zwischen artistischen Ansätzen zur Sichtbarmachung von Energieflüssen und pragmatischen Ansätzen zur Informationspräsentation zu unterscheiden.

<sup>1</sup> In Deutschland unübliche Form der Abrechnung, bei der im Voraus für Energie bezahlt werden muss. Ist das Guthaben aufgebraucht, erfolgt eine automatische Sperre, bis zusätzliches Guthaben übertragen wurde.

Artistische Ansätze zielen zumeist darauf ab, die Sichtbarkeit des Ressourcenverbrauchs in alltäglichen Situationen zu erhöhen. Ein Beispiel hierfür ist das "Power-aware Cord" von Gusstafson[65], welches beim Stromfluss zu leuchten beginnt. Die Leuchtintensität ist hierbei von der Höhe des Stromflusses abhängig. Gusstafson konnte zeigen, dass durch diese Schnittstelle das Abschalten von ungenutzten Geräten unterstützt wird. Weitere Beispiele solcher Benutzerschnittstellen zur Sichtbarmachung des Energiebedarfs durch Form- oder Farbänderungen werden von Backlund [9] präsentiert. Hierbei kommt Backlund zur Schlussfolgerung, dass der genaue Zeitpunkt des Feedbacks wichtig ist, um das Benutzerverhalten zu beeinflussen.

Pragmatische Ansätze zielen bisher zumeist auf die reine Bereitstellung von Informationen ab. Dies kann mittels unterschiedlicher Technologien wie auf Papierform bereitgestellten Handlungsempfehlungen[20], Live-Displays zur Darstellung des Verbrauchs[59, 84] oder durch Smartphone-gestützte Visualisierungen [136, 153] erfolgen. Als wesentliche Herausforderungen bei der Ausgestaltung der Benutzerschnittstelle sind derzeit die Auswahl geeigneter, leicht verständlicher Darstellungsformen und Vergleichsmaße[94] sowie die Möglichkeit zur Adaption des Designs an unterschiedliche Benutzerkontexte und Benutzerpräferenzen zu nennen. Wird diese nicht hinreichend berücksichtigt, kann die Bereitstellung von Feedback sich negativ auf das Benutzerverhalten auswirken[144]<sup>2</sup>. Daher wurden zur effektiven Gestaltung der Benutzerschnittstelle von Pierce[115] relevante Strategien zur Informationspräsentation und zum Informationsinhalt des Feedbacks entwickelt.

### 2.1.3 Geeignete Konzepte zur Handlungsmotivation

Wie in Abschnitt 2.1 erwähnt, müssen je nach Zielgruppe unterschiedliche Motive angesprochen werden, um Personen zu energieeffizientem Handeln zu bewegen. Hierbei können als Elemente zur Steigerung der Motivation Zielvereinbarungen[1], kompetitive Elemente wie Wettbewerbe, Ranglisten oder Gruppendruck [138], eine Beeinflussung sozialer Normen[6] oder finanzielle Anreize eingesetzt werden. Hierbei kann dieses Kapitel nur einen kurzen Abriss der wichtigsten Informationen geben. Eine ausführliche Literaturgrundlage zur tieferen Einarbeitung bietet Gulliksson[63].

In bisherigen Ansätzen [33, 61, 73, 117, 118, 135] zur Motivation energieeffizientem Handelns wurden im Wesentlichen Ansätze zur Gamification untersucht. Nach Detering[36] ist Gamification definiert als die Verwendung von *Game-Design*-Elementen außerhalb von Spiele-Kontexten. Mithilfe dieser Game-Elemente sollen motivierende Angebote geschaffen und Produkte entwickelt werden, welche dem Benutzer Freude bereiten. Wie von Reeves [117, 118] beschrieben, umfassen gängige Elemente die Möglichkeit zur Selbstdarstellung, zeitnahes Feedback über getroffene Entscheidungen, eine Community mit anderen Spielern, Ränge und Levels, Teams, virtuelle Marktplätze, sowie ein ansprechendes Narrativ.

<sup>2</sup> Als Beispiel für negative Änderungen des Benutzerverhaltens führt Strengers an, dass sich durch schlecht gewählte Vergleichsmaßstäbe von Feedback-Systemen der Energiebedarf erhöhen kann. Ein solches Verhalten konnte unter anderem bei Ampel-basiertem Feedback mit schlecht eingestellten bzw. zu hoch gewählten Schwellwerten beobachtet werden. In diesen Fällen wurden Nutzer teilweise dazu motiviert, den Komfort zulasten des Energiebedarfs zu erhöhen.

Nachfolgend sollen einige konkrete Ansätze zur Gamification näher vorgestellt werden. Die Arbeit von Brewer, Lee, und Johnson [21, 73, 88] fokussiert sich auf die Erstellung eines Spiels zur Motivation energieeffizienter Handlungen in Studentenwohnheimen. Bei dieser Zielgruppe besteht eine wesentliche Herausforderung in der Tatsache, dass die Energiekosten häufig pauschal abgerechnet werden und somit für die Individuen keine monetären Anreize zum Energiesparen bestehen. Zur Motivation teilt Brewer die Teilnehmer jeweils in Gruppen ein, welche in einem Zeitraum von drei Wochen in mehreren Runden gegeneinander antreten. Ziel ist es, einen möglichst geringen Stromverbrauch im Wettbewerbszeitraum zu erzielen. Leider berichtet die Studie nicht über die Höhe der erzielten Energieeinsparungen. In einer ähnlich aufgebauten Studie[112] konnten jedoch Einsparungen von bis zu 30% erreicht werden.

Die Arbeit von De Luca[33] koppelt interaktive soziale Netzwerke mit einer mobilen Spieleplattform, um den Nutzer zum Ausführen energiesparender Aktionen zu motivieren. Hierzu wird der Stromverbrauch des Haushaltes überwacht und in Erfahrungspunkte umgerechnet. Weiterhin können die Mitspieler kollaborieren, um Einsparpotentiale aufzudecken, mit einer Beschreibung zu versehen und auf einer Karte zu verorten. Als drittes Element wird über interaktive soziale Netzwerke eine Wettbewerbssituation geschaffen, in der Spieler möglichst positive Ergebnisse für ihr Team erzielen müssen. Hierbei besticht die Arbeit durch eine konzeptuell gut abgestimmte Kombination der Spielelemente. Leider erfolgte bisher noch keine Evaluation der Designziele.

Als einzige derzeit bekannte Arbeit wertet Simon [134] den Energiebedarf auf Ebene von Einzelgeräten aus. Hierzu werden zusätzliche Sensoren zur Messung der Leistungsflüsse installiert. Übereinstimmend nennen die Arbeiten von Simon, Brewer und Reeves die Beschaffung feingranularer Energiedaten als eine der wesentlichen Herausforderung bei der Bereitstellung der Spiele für große Spielerzahlen. Daher erfolgt häufig eine Beschränkung der Spielkonzepte auf den Gesamtverbrauch von Haushalten oder ganzen Wohneinheiten. Diese Herausforderungen zeigen den Bedarf für ein genaues, skalierbares und einfach installierbares Energiemesssystem.

## 2.2 PRIVATSPHÄRE UND DATENSCHUTZ

Die immer genauere Erhebung von Nutzungsdaten im Allgemeinen und Energiedaten im Speziellen wirft die Frage zu den Auswirkungen der Datensammlung auf die Privatsphäre von betroffenen Personen auf. Wie sich spätestens mit dem Aufkommen von Internet-basierten sozialen Netzen gezeigt hat, sind die genauen Abwägungen hinsichtlich technologischer Vorteile und deren negativer Auswirkungen auf die Privatsphäre höchst individuell.

Um diesen wichtigen Aspekt hinreichend zu untersuchen, soll zunächst der momentan gültige Rechtsrahmen betrachtet werden. Anschließend werden Informationsgehalt von Energiedaten analysiert und Methoden zur Verschleierung und zum Schutz personenbezogener Daten dargelegt.

### 2.2.1 Gültiger Rechtsrahmen in Deutschland

Als Rechtsgrundlage zur Erhebung, Verarbeitung und Nutzung personenbezogener Daten gilt in Deutschland das Bundesdatenschutzgesetz (BDSG). Als wesentlicher Grundsatz dieses Gesetzes gilt das Verbotsprinzip mit Erlaubnisvorbehalt, welches die Erfassung, Verarbeitung und Nutzung von personenbezogenen Daten verbietet, solange die Nutzungsgrundlage nicht ausdrücklich als zulässig regelt wurde oder betroffene Personen ihre explizite Zustimmung erteilen. Da die Nutzung von Energiedaten derzeit nicht hinreichend im Bundesdatenschutzgesetz geregelt ist, erfordert die Erhebung und Verarbeitung dieser Daten eine explizite Einwilligung betroffener Personen.

Zwar enthalten die erhobenen Energiedaten keinen direkten Personenbezug, jedoch lässt sich aufgrund der Detailtiefe der Daten häufig durch scharfes Betrachten der Daten ein Personenbezug herstellen. Wie erste Publikationen [4, 5] zeigen, kann dieser Bezug automatisch durch geeignete Verarbeitungsalgorithmen hergestellt werden. Demnach ist davon auszugehen, dass Energiedaten nach derzeit geltender Rechtslage einen Personenbezug aufweisen. Da in diesem Fall der Personenbezug nur implizit besteht, spricht man hier von *personenbeziehbaren Daten*.

Hieraus leiten sich einige Herausforderungen für die Praxis der Datenerhebung und der Datenverarbeitung ab. Betrachtet man die Erfassung und Verarbeitung von Energiedaten in einem Wohnraum-Szenario, ist diese Rechtsprechung eindeutig. Hier müssen alle Bewohner der Datenerhebung und Datennutzung explizit zustimmen. Interessant wird jedoch die Betrachtung von gewerblich genutzten Umgebungen, denn diese Gebäude werden von einer deutlich größeren, heterogenen Nutzergruppe besucht. Hierbei stellt sich die Frage, welche Personengruppe (Mitarbeiter, Besucher) von der Datenerhebung betroffen ist, beziehungsweise wie das System trotz Nichterteilung der expliziten Einwilligung zumindest in Teilen weiter betrieben werden kann.

Für die Beantwortung dieser Fragen sind tiefgreifende Analysen des Informationsgehalts notwendig. Hierbei sollten bei der ingenieurmäßigen Umsetzung von Verarbeitungsdiensten im Zweifelsfall sehr konservative Entscheidungen getroffen werden, denn es ist zukünftig von einer Stärkung der Datenschutzrechte auszugehen. So gibt es derzeit eine Initiative zur Verankerung der informationellen Selbstbestimmung im Grundgesetz. Daher besteht ein starker Bedarf nach verbesserten Informationsmöglichkeiten zum Datengehalt sowie für Möglichkeiten, um enthaltene Informationen gezielt zu entfernen und so den Personenbezug zu zerstören.

### 2.2.2 Informationsgehalt von Energiedaten

In bisherigen Arbeiten wurde im Wesentlichen der Informationsgehalt von Energiedaten intelligenter Messzähler ausgewertet. Im Gegensatz zu den in dieser Arbeit ermittelten Daten liegen über intelligente Messzähler erhobene Energiedaten häufig in einer zeitlichen Auflösung im Minutenbereich sowie als aggregiertes Signal aller Verbrauchsstellen im Haushalt vor. Im Gegensatz dazu sind die im Rahmen dieser Arbeit erfassten Daten mit deutlich mehr Informationen und Metadaten angereichert, sodass tiefgreifende Einblicke möglich erscheinen. Dennoch ist die Betrachtung nied-



rig aufgelöster Energiedaten interessant, um ein grundlegendes Verständnis der enthaltenen Informationen zu bekommen.

Eine erste Idee des Informationsgehalts von Energiedaten vermittelt die Arbeit von Buchmann[23]. In dieser Arbeit wird gezeigt, wie sich durch einfache Verarbeitungsschritte Haushalte basierend auf ihren Energiedaten wiedererkennen lassen. Hierzu werden Energiedaten mit einer zeitlichen Auflösung von 1h verarbeitet, um Features wie Maximalverbrauch, mittlerer Verbrauch, Verbrauch pro Uhrzeit, mittlere Aufwachzeit und mittlere Schlafenszeit aus diesen Daten zu extrahieren. Basierend auf diesen Features kann dann mithilfe eines Distanzmaßes ein Clustering der Daten durchgeführt werden, um die Haushalte einzelnen, charakteristischen Clustern zuzuordnen. Buchmann konnte zeigen, dass auf diese Weise 68% der Haushalte wiedererkannt werden können, ist ein Energiebedarfsprofil des Haushaltes bekannt.

So zeigt Beckel [18] Möglichkeiten auf, um aus Energiedaten mit einer zeitlichen Auflösung von 30 Minuten vielfältige Informationen zur sozialen Schicht und zum ökonomischen Status von Hausbewohnern zu erhalten. So können beispielsweise durch die Anwendung von Machine-Learning Methoden Informationen zum Beschäftigungsverhältnis, der sozialen Klasse, der Anzahl von Bewohnern und Kindern sowie weiteren sensitiven Informationen ermittelt werden.

Molina-Markham[101] zeigt, dass die Leistungsmesswerte des Stromverbrauchs eines ganzen Haushalts mit einer Zeitauflösung im Minutenbereich ausreicht, um Informationen über die Anwesenheit, den Familienstatus, die Arbeitszeiten, die Anwesenheit von Kindern und die Essensgewohnheiten zu gewinnen. Basierend auf diesen Erkenntnissen schlägt Molina-Markham die Verwendung eines Zero-Knowledge-Protokolls zum Datenaustausch zwischen einem Netzwerk von intelligenten Messzählern und einem Stromnetz-Betreiber in Kombination mit niedriger Datengranularität und lokaler Aggregation der Daten vor. Ein deutlich genaueres Verfahren zur Anwesenheitserkennung von Personen basierend auf Energiedaten wurde von Kleiminger [81] entwickelt.

Bei der Datenauswertung der bisher genannten Arbeiten wurde immer auf kumulierte Energiedaten zugegriffen. Wertet man, wie von Alhamoud[4] gezeigt, die Leistungsaufnahme auf Ebene einzelner Elektrogeräte aus, lassen sich deutlich genauere Aussagen über die Anzahl, die Aktivität und den derzeitigen Aufenthaltsort von Personen in einer Umgebung treffen. Hierzu wertet Alhamoud die Leistungsaufnahme aller Elektrogeräte mit einer zeitlichen Auflösung von 1 s aus und kann auf diese Art die Benutzeraktivität mit einer sehr hohen Genauigkeit bestimmen. Neuere Forschungen deuten darauf hin, dass sich durch diese Informationen darüber hinaus eine Personalisierung der erhobenen Daten durchführen lässt.

Basierend auf diesen Erkenntnissen stellt sich die Frage, welche Auswirkungen der zukünftig verstärkte Einsatz von intelligenten Stromzählern<sup>3</sup> auf die Persönlichkeitsrechte hat. Nach zukünftig geltender Gesetzeslage ist in Deutschland keine Verletzung der Persönlichkeitsrechte zu befürchten, denn der zulässige Umfang der Da-

<sup>3</sup> In der englischsprachigen Literatur wird der intelligente Stromzähler zumeist als Advanced-Meter bezeichnet. Aus Sicht des Autors ist diese englischsprachige Bezeichnung treffender gewählt als die deutschen Sprachraum gängige Bezeichnung intelligenter Messzähler nach MsbG-E oder die umgangssprachliche Bezeichnung „Smart Meter“.

tenerhebung ist im Messstellenbetriebsgesetz-Entwurf<sup>4</sup> (MsbG-E, §55) klar geregelt. Zwar werden die Energiebedarfe mit einer zeitlichen Auflösung von 15 Minuten erfasst, jedoch ist eine kontinuierliche Datenübertragung nicht zulässig und die erhobenen Daten dürfen ausschließlich zur Erfüllung vertraglicher, vorvertraglicher und rechtlicher Verpflichtungen eingesetzt werden. Konkret bedeutet dies, dass bei Verbrauchstellen mit einem Jahresstromverbrauch von unter 10.000 kWh die bezogene Monatsarbeit sowie die aufgetretene Maximalleistung übertragen werden (§60, Absatz 3, Nummer 1). Für Verbrauchsstellen mit einem Stromverbrauch von über 10.000 kWh dürfen Last- oder Zählerstandsgänge in 15-minütiger Auflösung übertragen werden.

### 2.2.3 Methoden zum Schutz persönlicher Daten

Nachdem im vorangegangenen Kapitel aufgezeigt wurde, welche Informationen in Energiedaten enthalten sind, sollen nachfolgend Möglichkeiten zur Sicherstellung des Datenschutzes beschrieben werden. Wie von Buchmann [22] beschrieben, existieren die Möglichkeiten

1. Zufallszahlen zu addieren,
2. Werte zu quantisieren oder zu generalisieren,
3. einzelne Datenpunkte, Sequenzen von Datenpunkten oder ganzer Datensätze zu löschen,
4. Dummy-Daten hinzu zu fügen,
5. Datenpunkte oder Sequenzen von Datenpunkten zu vertauschen.

Jedoch lässt sich die Sensitivität von Energiedaten nicht einfach messen [53], so dass Verfahren zum Schutz persönlicher Daten häufig auf konkrete Technologien zur Informationsextraktion zurückgreifen müssen, um die von Buchmann genannten Verfahren zur Verfälschung von Energiedaten zu bewerten. Diese Evaluationsmethodik wird jedoch durch die Tatsache beschränkt, dass neue, verbesserte Extraktionsverfahren bessere Ergebnisse aus verfälschten Daten erzielen können. Aus diesem Grund wurde von Sankar [131] ein generelles, technologie- und datenunabhängiges theoretisches Modell zur Betrachtung der Datenschutz-Trade-offs von Energiedaten entwickelt. Sankar argumentiert, dass beim Datenaustausch von Energiedaten ein Trade-off zwischen dem Schutz privater Daten der Verbraucher einerseits und einem Nutzen der Daten für den Stromnetzbetreiber andererseits besteht. Werden die Energiedaten vor der Übertragung sehr stark verfälscht, so geht jeglicher Personenbezug verloren, aber der resultierende Nutzen für den Stromnetzbetreiber ist, aufgrund geringer Datenqualität, gering. Werden die Energiedaten jedoch kaum verfälscht, dann enthalten diese einen hohen Personenbezug, bieten jedoch einen hohen Nutzen für den Stromnetzbetreiber. Sankar verwendet nun zwei Maße, um zum einen die Sensitivität der Daten und zum anderen die Güte der Daten zu messen. Die

<sup>4</sup> Die hier genannten Informationen beziehen sich auf den Entwurf eines Gesetzes zur Digitalisierung der Energiewende, Drucksache 543/15 vom 06.11.2015. Sollte das Gesetz vom Bundestag verabschiedet werden, wird dies den Roll-out von Smart-Metern ab dem 01.01.2017 regeln.



Sensitivität der übertragenen Energiedaten definiert Sankar über die Transinformation zwischen originalen Energiedaten und den verfälschten Energiedaten. Die Güte der Energiedaten wird definiert über den mittleren quadratischen Fehler zwischen den originalen und den verfälschten Verbrauchsdaten. Weiterhin analysiert Sankar verschiedene Konzepte zur Verfälschung von Energiedaten und kommt zum Ergebnis, dass die Verdeckung<sup>5</sup> von Verbrauchern mit niedriger, und das Einfügen von synthetischen Verbrauchern mit hoher Leistungsaufnahme zur Erzeugung impliziter Verzerrungen den besten Trade-Off zwischen Sensitivität und Datengüte bietet. Methoden zur Reduktion des Datenumfangs, also der Abtastrate, können mit diesem Betrachtungsmodell jedoch nicht hinreichend genau abgebildet werden.

Basierend auf diesen Erkenntnissen sollen nun technische Implementierungen betrachtet werden, welche den Stromverbrauch einer Umgebung verzerren können, um einen Personenbezug der Energiedaten zu zerstören. Hierzu werden im wesentlichen Batteriespeicher [74, 148] eingesetzt oder dezentrale Energiewandler wie PV-Anlagen [122, 145] einbezogen.

Um diese Form der Verzerrung technisch zu realisieren, muss zwischen intelligenten Stromzähler und der Verbraucherseite eine Quellenumschaltung installiert werden, welche es ermöglicht zwischen dem Stromnetz und der alternativen Stromquelle umzuschalten. Diese Quellenumschaltung wird auch als Power-Router bezeichnet und muss in der Lage sein, die Stromflüsse zwischen der alternativen Stromquelle, der Verbraucherseite und der Netzseite gemäß momentaner Quellenkapazität und gewähltem Profil zur Verzerrung der Energiedaten zu steuern.

Kalogridis [74] untersucht drei unterschiedliche Strategien zur Steuerung der Stromflüsse hinsichtlich ihrer Möglichkeiten zur Verbesserung des Datenschutzes. Diese Strategien zielen darauf ab, Verbraucher zu verstecken, den Energiebedarf zu glätten oder den Energiebedarf durch Be- und Entladezyklen zu verzerren. Als Stromquelle kommen hierbei vier Akkumulatoren unterschiedlicher Kapazitäten zum Einsatz. Kalogridis konnte zeigen, dass durch diese Beeinflussung bei der Auswahl hinreichend großer Batteriespeicher die relative Entropie der Daten deutlich erhöht und die Korrelation zwischen originalen und verzerrten Energiedaten fast aufgehoben werden kann. Durch die Integration zusätzlicher Stromquellen lassen sich die von einer intelligenten Messstelle erfassten Energiedaten äußerst wirkungsvoll von Verhaltensmustern der Bewohner entkoppeln. Zusätzlich kann diese Technologie zur Stabilisierung des Stromnetzes [150] eingesetzt werden. Jedoch sind kostspielige Eingriffe wie die Installation zusätzlicher Pufferbatterien erforderlich.

Im Nachfolgenden sollen Arbeiten betrachtet werden, welche keine Eingriffe in bestehende elektrische Energieversorgungssysteme benötigen, um persönliche Daten aus Energiedaten zu entfernen oder diese besser zu verstecken. Hierbei werden die meisten dieser Methoden auf dem intelligenten Messzähler eingesetzt, um Energiedaten vor einer Übertragung zum Stromnetzbetreiber zu verzerren. Jedoch dürfen diese Methoden die bezogene Jahresarbeit, also den über die Zeit kumulierten Energiebedarf von Messstellen nicht verfälschen, um eine korrekte Abrechnung der bezogenen elektrischen Energie gewährleisten zu können.

<sup>5</sup> D.h. Verbraucher mit niedriger Leistungsaufnahme werden mithilfe eines Filters entfernt, sodass Aktivitätszeiten dieser Verbraucher in den Energiedaten nicht mehr erkennbar sind.

bathroom_gfi	0.64	0.62	0.76	0.39	0.00	0.00	0.00
dishwasher	0.83	0.51	0.32	0.28	0.04	0.00	0.00
kitchen_outlets2	0.43	0.49	0.47	0.57	0.47	0.33	0.00
kitchen_outlets3	0.81	0.68	0.65	0.52	0.00	0.00	0.00
kitchen_outlets4	0.42	0.37	0.38	0.00	0.00	0.00	0.00
lighting1	0.81	0.81	0.83	0.76	0.47	0.37	0.30
lighting2	0.86	0.90	0.92	0.92	0.91	0.83	0.43
lighting3	0.81	0.89	0.90	0.92	0.92	0.79	0.38
microwave	0.83	0.65	0.08	0.02	0.00	0.00	0.00
oven1	0.79	0.77	0.35	0.25	0.00	0.00	0.00
oven2	0.94	0.84	0.31	0.21	0.00	0.00	0.00
refrigerator	0.94	0.91	0.81	0.80	0.29	0.00	0.01
stove	0.77	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
washer_dryer1	0.72	0.73	0.47	0.35	0.00	0.00	0.00
washer_dryer3	0.99	0.78	0.21	0.12	0.00	0.00	0.00
	3s	10s	30s	1m	5m	15m	1h

Quelle: Eibl[43], Seite 8

Abbildung 3: Erkennungsgüte eines nicht-invasiven Lastmonitoring-Verfahrens für unterschiedliche Zeitaufösungen. Die spezifischen Genauigkeiten werden hierbei als F1-Maß angegeben.

An dieser Stelle ist anzumerken, dass der absolute Schutz der persönlichen Daten nur durch strikte Zugriffsbeschränkungen erfolgen kann. Die im Nachfolgenden vorgestellten Verfahren versuchen, den Personenbezug nach besten Kräften zu entfernen. Sollte es jedoch zukünftig verbesserte Verarbeitungsalgorithmen oder neuartige Angriffsschemata geben, könnten sich diese Methoden als unzureichend erweisen. Insbesondere ist fraglich, ob pseudonym-basierte Protokolle wie [35, 40], ohne Veränderung der erhobenen Daten, einen hinreichenden Schutz bieten können. Es wurde bereits gezeigt, dass Haushalte basierend auf den Energiedaten zum einen wiedererkannt [23] und zum anderen gemäß sozio-ökonomischer Merkmale klassifiziert [18] werden können, sodass eine Identifikation pseudonymisierter Energiedaten möglich scheint.

Zunächst sollen Verfahren zur Quantisierung von Datenpunkten betrachtet werden. Dies kann praktisch durch Reduktion des Datenumfangs, also durch eine Reduktion der Abtastrate erfolgen. Hierbei ist die Zielsetzung, die Abtastrate soweit abzusenken, dass nichtinvasive Verfahren Disaggregation des Strombedarfs nicht länger den Lastgang von Einzelgeräten bestimmen können. Lassen sich mithilfe dieser sogenannten nichtinvasiven Lastmonitoring-Verfahren, abgekürzt NIALM, (vgl. Kapitel 3.1.3) die im beobachteten Gebäude genutzten Geräte erkennen, kann man mit dieser Information die von den Bewohnern durchgeführten Aktivitäten ermitteln. Daher ist es notwendig, die Geräteerkennung durch NIALM-Verfahren bestmöglich zu verhindern. Um dieses Ziel zu erreichen, untersucht Eibl[43] die Erkennungsgüte eines einfachen, ereignisbasierten NIALM-Verfahrens für 15 unterschiedliche Elektrogeräte in einem Haushalt für Abtastzeiten zwischen 3 Sekunden und 15 Minuten. Hierbei stellt Eibl fest, dass die Genauigkeitsverluste durch Reduktion der Abtastrate die beobachteten Geräte unterschiedlich beeinflussen. Dieser Sachverhalt wird in Abbildung 3 verdeutlicht, welche die Erkennungsgüte (angegeben als F1-Maß) in Abhängigkeit der zugrunde liegenden Abtastrate für unterschiedliche Geräte darstellt.

Es zeigt sich deutlich, dass eine Reduktion der Abtastzeit die Möglichkeiten zur Geräteerkennung stark einschränkt und ab einer Abtastzeit von 15 Minuten praktisch keine Aktivitätserkennung mehr durchgeführt werden kann. Zur Bestimmung

der minimal notwendige Abtastzeit zur Verhinderung der Geräteerkennung stellt Eibl folgende Daumenregel auf: die minimal gewählte Abtastzeit muss die halbe Einschaltzeit eines Gerätes überschreiten, um eine Erkennung zuverlässig zu verhindern.

Ausführlichere Untersuchungen zur Effektivität weiterer Verfälschungsmethoden von Energiedaten wurde von Reinhardt [123, 124] durchgeführt. In diesen Studien wurde die Reduktion der Erkennungsgenauigkeit von Verfahren zur Wiedererkennung bekannter Elektrogeräte(vgl. [120]) in Abhängigkeit der zeitlichen Auflösung (1), einer Tiefpass-Filterung zur Begrenzung des Leistungssignals auf niederfrequente Anteile(2), einer Quantisierung der Messwerte (3), der Addition von gleich verteilten Zufallswerte(4), einer adaptiven Vektorquantisierung(5) sowie einer Kombination aus Reduktion der zeitlichen Auflösung mit einer Quantisierung der Messwerte(6) untersucht. Durch eine geeignete Wahl der Parameter konnte die Wiedererkennungsgüte von initial 90% ohne Verzerrung auf Erkennungsraten unter 30% abgesenkt werden. Als optimalen Trade-Off zwischen Güte der Energiedaten und bestmöglicher Entfernung des Personenbezugs empfiehlt Reinhardt die Kombination einer Quantisierung in 45 Watt-Schritten mit einer Reduktion der Abtastzeit auf 90 Sekunden. Mit diesen Parametern kann die Wiedererkennungsgenauigkeit von Energiedaten auf unter 50% reduziert werden.

## 2.3 FAZIT

In diesem Kapitel wurden unterschiedliche Formen des Feedbacks hinsichtlich der Effizienz miteinander verglichen. Weiterhin wurden der Informationsgehalt von Energiedaten analysiert und datenschutzrechtliche Anforderungen erläutert. Hierbei konnte gezeigt werden, dass die Präsentation von Live-Informationen zum Energiebezug auf Ebene von Einzelgeräten die höchste Effizienz aufweist. Da die hierzu notwendige Repräsentationsform der Energiedaten sich missbräuchlich zur Gewinnung von persönlichen Daten wie dem sozialen Stand, ausgeführten Aktivitäten oder Gewohnheiten der Bewohner eignet, ist es wichtig, die Energiedaten vertraulich zu behandeln.



*Bernhard von Chartres sagte, wir seien gleichsam Zwerge, die auf den Schultern von Riesen sitzen, um mehr und Entfernteres als diese sehen zu können – freilich nicht dank eigener scharfer Sehkraft oder Körpergröße, sondern weil die Größe der Riesen uns emporhebt.*

— **Johannes von Salisbury**  
Metalogicon 3,4,46-50

### 3.1 NICHTINVASIVES LASTMONITORING

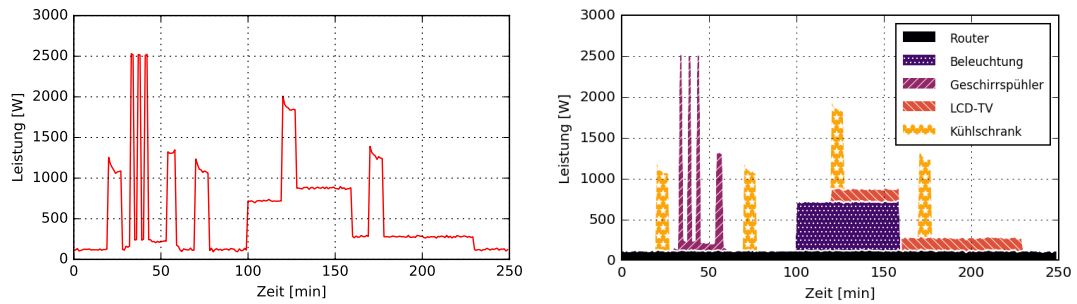
Die Grundidee von nichtinvasiven Ansätzen zum Lastmonitoring (NIALM)<sup>1</sup> auf Ebene von einzelnen Elektrogeräten ist die Rekonstruktion des Lastgangs von Einzelgeräten aus dem kumuliert gemessenen Leistungssignal eines Gebäudes. Im Gegensatz zur Messung des Lastgangs mittels Geräte-individueller Sensorik ist die Ausbringung von NIALM-Systemen deutlich vereinfacht und kann häufig über die Installation eines einzelnen Messpunkts realisiert werden. Im Gegenzug werden jedoch, je nach verwendetem Verfahren zur Disaggregation, hohe Anforderungen an die Datenqualität des Messpunktes gestellt.

Die resultierenden Ergebnisse des NIALM-Verfahrens werden beispielhaft in der Abbildung 4 aufgezeigt. Für einen gegebenen Lastgang eines Gebäudes wie in Abbildung 4a gezeigt, berechnet das NIALM-Verfahren die einzelnen Komponenten und deren Aktivitätszeiten. Das Ergebnis dieser Berechnung gibt, wie in Abbildung 4b dargestellt, den Lastgang der einzelnen Elektrogeräte wieder, aus denen sich das kumulierte Lastprofil der Umgebung zusammensetzt. Um diesen Vorgang ausführen zu können, ist es notwendig, zu erkennen

1. welche Geräte aktiv sind;
2. zu welchen Zeitpunkten Geräte aktiv sind;
3. wie der genaue Lastgang des Gerätes verläuft.

Nachfolgend wird die Funktionsweise von NIALM-Verfahren genauer beschrieben. Hierzu werden zunächst Anforderungen an die Datenqualität erörtert. Anschließend erfolgt eine Vorstellung derzeit aktueller Verfahren zur Disaggregation und eine Beschreibung vorhandener Datensätze und Fehlermetriken zur Evaluation der Verfahren. Darauf aufbauend werden Möglichkeiten vorgestellt, wie Energiedaten durch gezieltes Herstellen von Personenbezügen noch detaillierter aufgeschlüsselt werden können. Weiterhin erfolgt in diesem Kapitel eine Abgrenzung der NIALM-Verfahren zur Verbrauchsmessung durch explizite Ausbringung eines drahtlosen

<sup>1</sup> engl. Non-Intrusive Appliance Load Monitoring



(a) Mithilfe eines zentral installierten Stromzählers erfasstes Lastprofil einer Umgebung. (b) Mithilfe von NIALM-Verfahren auf Einzelgeräte disaggregierter Lastgang.

Abbildung 4: Mithilfe von NIALM-Verfahren werden die Messwerte des Stromzählers einzelnen Elektrogeräten zugeteilt. Als Ergebnis erhält man die Leistungssignale bzw. den Stromverbrauch auf Einzelgeräteebene.

Sensornetzes. Abschließend erfolgen eine Erörterung noch bestehender, offener Fragestellungen sowie eine Herleitung der in dieser Arbeit betrachteten Forschungslücke.

### 3.1.1 Datengranularität und Genauigkeit

Um sowohl Aktivitätszeitfenster als auch den tatsächlichen Lastgang aus dem zentralisiert gemessenen Leistungssignal zu extrahieren, müssen die zugrunde liegenden Energiedaten eine gewisse Mindestgüte bezüglich der zeitlichen Auflösung sowie der Auflösung im Wertebereich aufweisen.

Um zu klären, welche Mindestanforderungen an die Güte der gemessenen Energiedaten gestellt werden müssen, hat Armel [8] im Rahmen einer ausführlichen Meta-Studie die zugrunde liegenden Energiedaten unterschiedlicher NIALM-Verfahren miteinander verglichen.

Als notwendige Anforderung der Auflösung im Wertebereich nennt Armel anwendungsspezifische Werte zwischen 0,1W und 10W. Sollen vorrangig Verbraucher mit einem hohen Lastgang erkannt werden, genügt eine im Wertebereich niedrigere Auflösung, da durch die Geräteaktivität große Änderungen verursacht werden. Sollen jedoch Verbraucher mit niedriger Leistungsaufnahme wie Laptops oder LED-basierte Leuchtelemente erkannt werden, ist eine sehr hohe Auflösung im Wertebereich notwendig, weil sich durch den Gerätebetrieb nur relativ kleine Änderungen der absoluten Leistungsaufnahme ergeben.

Weiterhin argumentiert Armel, dass die Messung der Wirk- und Blindleistung zur Erkennung und Separation unterschiedlicher Geräteklasse mit ähnlicher Scheinleistung Vorteile bietet. So kann durch Messung der reellen- und reaktiven Leistungsaufnahme ein rein ohmscher Verbraucher (z. B. ein Heizelement) von einem Verbraucher mit komplexem Lastgang (z. B. ein Elektromotor) selbst dann unterschieden werden, wenn beide Verbraucher eine ähnlich hohe Scheinleistung aufweisen.

Als wichtigstes Gütekriterium führt Armel jedoch die Abtastrate des Energiemesszählers an. Durch das Abgleichen einer Vielzahl an Studien ermittelt Armel, dass der Umfang der erkennbaren Geräteklassen sowie die Anwendbarkeit unterschiedlicher

Klasse	Abtastfreq.	Features	Referenzen	
Niederfrequente Abtastung	< 1Hz	Leistungsänderung	Kolter	2012[82]
			Kim	2011[77]
			Beckel	2012[17]
			Froehlich	2010[58]
			Parson	2014[106]
			Egarter	2015[41]
Hochfrequente Abtastung	1Hz ... 50kHz	Einschalttransiente, Harmonische, Signalform	Lam	2007[85]
			Berges	2009[19]
			Zeifmann	2011[155]
			Reinhardt	2012[121]
Ultrahochfrequente Abtastung	50kHz ... 30Mhz	Elektromagnetische Inferenzen, Harmonische	Patel	2007[107]
			Gupta	2010[64]
			Rowe	2010[127]

Tabelle 2: Klassifikation von NIALM-Ansätzen hinsichtlich der Datengranularität sowie der verwendeten Features. Ein direkter Vergleich der erzielten Genauigkeiten ist bedingt durch große Unterschiede in der Studiendurchführung nicht möglich.

Erkennungsmerkmale von der maximal möglichen Abtastrate abhängen. So können mit einer Frequenzauflösung von bis zu 1Hz etwa acht Geräteklassen durch Verwendung von Veränderungen der Leistungsaufnahme voneinander unterschieden werden. Erhöht man die Frequenzauflösung in den Kiloherz-Bereich, können bis zu 40 Geräteklassen durch zusätzliche Verwendung von Features wie der Einschalttransienten sowie der Frequenz und Amplitude von harmonischen Oberschwingungen disaggregiert werden. Steigert man die Abtastrate bis in den Megahertz-Bereich können unterschiedliche elektromagnetische Abstrahlungen zur Erkennung von bis zu 100 Einzelgeräten verwendet werden. Hierbei ist es sogar möglich, mehrere Geräte der gleichen Klasse individuell zu identifizieren. Eine derartige Klassifikation unterschiedlicher Ansätze mit Verweisen zu den originalen Publikationen ist in Tabelle 2 dargestellt.

Wie zu erwarten zeigt sich deutlich, dass durch die Erhebung höher aufgelöster Daten deutlich bessere Erkennungsraten ermöglicht werden. Dennoch beschränken sich insbesondere neuere NIALM-basierte Ansätze auf die Verwendung von niedrig aufgelösten Daten mit einer Abtastrate kleiner 1 Hz (vgl. [16], [106], [41]). Die Gründe für diese Vorgehensweise sind:

1. Gute Verfügbarkeit von Datensätzen, Messgeräten und Software-Komponenten zur Datenerhebung, Verarbeitung und Leistungsbewertung (Infrastruktur)
2. Einfacher Datenaustausch von Datensätzen bedingt durch niedrigeren Datenumfang bei geringerer zeitlicher Auflösung



3. Direkte Anwendbarkeit in bestehenden und zukünftigen intelligenten Messzählern ohne teure oder aufwändige Änderungen an der Zähler-Hardware
4. Niedrige Herstellungskosten bedingt durch niedrige Hardwareanforderungen an den Hauptprozessor, dem verfügbaren Speicherplatz sowie Netzwerk-Schnittstellen des Stromzählers
5. Elektromagnetischen Inferenzen sind häufig nicht auf einzelne Schaltkreise bzw. Gebäudeteile isoliert. Daher hängen die messbaren Effekte von elektromagnetischen Signalen stark von den Gegebenheiten in der zu überwachenden Umgebung ab.

### 3.1.2 *Datensätze*

Zur Evaluation von NIALM-Verfahren sind umfangreiche Datensätze erforderlich. Diese müssen zum einen den aggregierten Lastgang der Umgebung und zum anderen die Leistungssignale aller Elektrogeräte dieser Umgebung enthalten. Hierbei dienen die fein-granularen Leistungssignale der Elektrogeräte als Referenzdaten zur späteren Evaluation der NIALM-Verfahren. Die Messung der aggregierten Leistungssignale, also die Gesamtleistung der überwachten Umgebung über die Zeit, erfolgt typischerweise mithilfe eines einzelnen, geeigneten Messpunkts. Zur Messung des Strombedarfs auf Ebene einzelner Geräte müssen hingegen zusätzliche Messpunkte für alle Elektrogeräte installiert und Metadaten zu den angeschlossenen Elektrogeräten erhoben werden. Aus diesem Grund ist die Erhebung qualitativ hochwertiger Datensätze überaus aufwändig. Eine Übersicht bekannter Datensätze sowie deren Charakteristiken gibt Tabelle 3.

Aufgrund des mit der Datensatzerstellung verbundenen Aufwandes betrachten viele Datensätze nur wenige unterschiedliche Umgebungen. Um dennoch aussagekräftige Evaluationen durchführen zu können, werden daher die entwickelten NIALM-Verfahren auf mehreren Datensätzen evaluiert. Hierzu kommen Datenadapter wie das NILMTK [14] zum Einsatz.

Derzeit existieren Lücken bei der Verfügbarkeit von ultrahochfrequent abgetasteten Energiedaten. Aufgrund der schlechten Verfügbarkeit von Feldeinsatz-tauglichen Geräten beschränken sich die meisten Datensätze auf die Erhebung niedriger, oder mittlerer Abtastraten. Weiterhin besteht derzeit eine Verfügbarkeitslücke von Forschungsdaten für gewerblich genutzte Umgebungen. Es ist davon auszugehen, dass diese Flächen deutlich andere Verbrauchscharakteristiken und Elektrogeräte-Zusammensetzungen aufweisen als typische Haushalte.

### 3.1.3 *NIALM-Algorithmen*

Im nachfolgenden Abschnitt wird die Funktionsweise derzeit üblicher NIALM-Verfahren beschrieben. Hierbei wurde versucht, NIALM-Verfahren mit unterschiedlichen grundlegenden Funktionsweisen zu wählen, um dem Leser einen Überblick des Lösungsraums zu bieten. Die nachfolgenden Verfahren können zur Disaggregation des kumulierten Lastgangs verwendet werden:



Datensatz		Jahr	Ort	Messdauer	Häuser	Abtastrate	
						Geräte	Aggregiert
REDD	[83]	2011	US	3-19 Tage	6	3s	1s - 15kHz
BLUED	[7]	2012	US	8 Tage	1	N/A	12kHz
Smart*	[11]	2012	US	3 Monate	3	1s	1s
Tracebase	[120]	2012	DE	N/A	N/A	1s	N/A
HES	[156]	2013	UK	1-12 Monate	251	2-10min	2-10min
AMPds	[93]	2013	CA	1 Jahr	1	1min	1 min
iAWE	[13]	2013	IN	73 Tage	1	1-6s	1s
UK-DALE	[76]	2014	UK	3-17 Monate	4	1-6s	16kHz
GreenD	[102]	2014	AT/IT	3-12 Monate	9	1s	1s
ECO	[16]	2014	CH	8 Monate	6	1s	1s
DRED	[92]	2015	NL	6 Monate	1	1s	1s

Quelle: Batra[14], Erweitert um neuere Datensätze  
Tabelle 3: Datensätze zur Evaluation von NIALM-Algorithmen

*Kombinatorische Optimierung (CO):* Hart[66] schlägt vor, die Disaggregation von summierten Leistungssignalen als kombinatorisches Optimierungsproblem aufzugreifen. Dazu wird das Leistungssignal in einzelne Zeitabschnitte unterteilt und für jeden Zeitabschnitt nach der Menge von Gerätezuständen gesucht, welche die tatsächlich gemessene, kumulierte Leistung möglichst genau nachbilden. Sei  $\hat{x}_n(t)$  der geschätzte Gerätezustand des n-ten Gerätes und  $\hat{y}_n(t)$  der zugehörige Lastgang, dann kann die Disaggregation als Minimierungsproblem des nachfolgenden Terms beschrieben werden:

$$\hat{x}_n(t) = \arg \min_{\hat{x}_n(t)} \left| y(t) - \sum_{n=1}^N \hat{y}_n(t) \right| \quad (1)$$

Typischerweise wird versucht, die Zustandsänderungen von Elektrogeräten aus dem Lastgang mithilfe einer Ereignisextraktion oder einer Signaturanalyse zu ermitteln. Der Lösungsraum steigt hierbei mit steigender Anzahl an möglichen Gerätezuständen exponentiell an, sodass die kombinatorische Optimierung nur für kleine Problemgrößen zum Einsatz kommen kann.

*Faktorielles Hidden-Markov-Modell (FHMM):* Wie von Kolter [83] vorgeschlagen, kann die Disaggregation mittels eines faktoriellen Hidden-Markov-Modells (vgl. [60]) vorgenommen werden. Hierbei interpretiert man sowohl die n möglichen Gerätezustände  $x_n(t)$  als auch den kumulierten Lastgang  $y(t)$  jeweils als zeitdiskrete Zufallsprozesse. Hierbei sind die Zufallsprozesse Gerätezustände  $X_n$  nicht direkt beobachtbar, können jedoch bei bekannten Zustandsübergangswahrscheinlichkeiten mithilfe eines angepassten Expectation-Maximization-Algorithmus abgeschätzt werden.

*Weiss Algorithmus:* Weiss' Verfahren zur Disaggregation[152] basiert im Gegensatz zu den zwei vorherigen Algorithmen nicht auf einer expliziten Modellierung des aktuellen Gerätezustands, sondern erkennt relevante Ereignisse im kumuliert gemessenen Lastgang und ordnet diese mithilfe einer Signatur-Datenbank den jeweiligen Elektrogeräten zu. Wesentliche Herausforderungen bei diesem Ansatz sind sowohl die Erkennung relevanter Ereignisse als auch die Erstellung spezifischer Signaturprofile für unterschiedliche Umgebungen. Zur Erstellung der Signatur-Datenbank entwickelte Weiss eine Smartphone-basierte Oberfläche welche den Nutzer durch eine explizite Trainingsphase leitet und zur Nutzung einzelner Geräte auffordert.

*Parsons Algorithmus:* Die vorher genannten Ansätze benötigen explizite Informationen über die in einer Umgebung vorhandenen Geräte sowie deren Spezifika, um eine Disaggregation des Lastgangs vorzunehmen. Um diese Anforderung zu lockern, basiert Parsons Algorithmus [106] auf generalisierten, Geräte-spezifischen Modellen, welche unabhängig von der konkreten Umgebung eingesetzt werden können. Hierzu modelliert Parsons Algorithmus zunächst jede einzelne Geräteklasse mittels eines Hidden-Markov-Modells. Diese Modellierung ist nicht abhängig vom konkreten Einsatzort und kann einmalig erfolgen. Um jedoch Spezifika der jeweiligen Einsatzumgebung mit einzubeziehen, passt Parsons Algorithmus die generalisierten Gerätemodelle nach dem Ausbringen am konkreten Einsatzort auf die Bedingungen vor Ort an, indem Abweichungen zwischen dem beobachteten und dem modellierten Lastgang erfasst und in die Modellierung einbezogen werden.

### 3.1.4 Fehlermetriken

Im nachfolgenden Abschnitt werden für NIALM-Verfahren gebräuchliche Fehlermetriken vorgestellt. Eine Übersicht der in unterschiedlichen Publikationen verwendeten Fehlermetriken wurde von Batra [14] zusammengestellt. Für die Fehlermetriken wurden die folgenden Konventionen verwendet:  $y_n(t)$  bezeichnet die tatsächliche Leistungsaufnahme des  $n$ -ten Gerätes zum Zeitpunkt  $t$ . Das Signal  $\hat{y}_n(t)$  bezeichnet die vom NIALM-Verfahren geschätzte Leistungsaufnahme des  $n$ -ten Gerätes zum Zeitpunkt  $t$ .

Der **absolute Fehler** des geschätzten Energiebedarfs ist definiert als:

$$e_{abs} = \left| \sum_t y_n(t) - \sum_t \hat{y}_n(t) \right| \quad (2)$$

Die **relative Abweichung** zwischen geschätztem und tatsächlichem Energiebedarf kann berechnet werden über:

$$e_{rel} = \sum_t \frac{|y_n(t) - \hat{y}_n(t)|}{y_n(t)} \quad (3)$$

Durch die Summation der einzelnen Leistungswerte und die abschließende Betrachtung der Energie mitteln sich Fehler einzelner Messpunkte über den kompletten

Zeitbereich aus. Daher ist es mit dieser Fehlermetrik nicht möglich, Abweichungen des Lastgangs sicher zu erkennen. Ein NIALM-Verfahren, welches den Verbrauch eines dynamischen Verbrauchers mit der mittleren Leistung abschätzt, erzielt dementsprechend eine äußerst niedrige Abweichung, obwohl der tatsächliche Lastgang und der geschätzte Lastgang stark voneinander abweichen können.

Daher bietet der **mittlere, quadratische Fehler** des geschätzten Energiebedarfs eine deutlich strengere Fehlermetrik:

$$e_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_t (y_n(t) - \hat{y}_n(t))^2} \quad (4)$$

Diese Fehlermetrik gleicht den geschätzten Lastgang eines Verbrauchers mit dem tatsächlichen Lastgang eines Verbrauchers auf Ebene einzelner Messpunkte ab und summiert den Fehler zwischen beiden Signalen auf. Hierbei gibt  $T$  die gesamte Zeitdauer der Messung an.

Da viele NIALM-Verfahren zunächst den Zustand jedes Gerätes aus dem zugrundeliegenden Leistungssignal ermitteln, ist es je nach Anwendung sinnvoll, Fehlermaße für die Erkennung des Gerätezustands zu definieren. Hierfür kann eine Konfusionsmatrix verwendet werden, welche den tatsächlich Gerätezustand  $S$  dem erkannten Gerätezustand  $\hat{S}$  gegenüberstellt. Hierbei hängen die nachfolgen definierten Fehlermaße nicht von der Anzahl der möglichen Gerätezustände, also der Größe der Konfusionsmatrix  $X$ , ab. Sinnvollerweise sollte hierzu das Zeitsignal in einzelne Zeitschlitze unterteilt werden, für die überprüft wird, ob der Zustand korrekt erkannt wurde (Richtig Positiv, RP), ob der Zustand erkannt wurde obwohl ein anderer Zustand aktiv war (Falsch Positiv, FP), ob der Zustand nicht erkannt wurde, obwohl der Zustand aktiv war (Falsch Negativ, FN) oder ob korrekt erkannt wurde, dass der Zustand nicht aktiv ist (Richtig Negativ, RN). Sei  $x_n(t)$  die tatsächlich Sequenz von Zuständen  $S$  des Gerätes  $n$  und  $\hat{x}_n(t)$  die vom NIALM-Verfahren erkannte Sequenz der Zustände  $S$ , so gilt:

$$\text{RP}_n = \sum_t \text{AND}(x_n(t) = S, \hat{x}_n(t) = S) \quad (5)$$

$$\text{FP}_n = \sum_t \text{AND}(x_n(t) \neq S, \hat{x}_n(t) = S) \quad (6)$$

$$\text{FN}_n = \sum_t \text{AND}(x_n(t) = S, \hat{x}_n(t) \neq S) \quad (7)$$

$$\text{RN}_n = \sum_t \text{AND}(x_n(t) \neq S, \hat{x}_n(t) \neq S) \quad (8)$$

Mit diesen Gleichungen lässt sich die Erfolgsrate der Zustandserkennung als *Richtig/Falsch Positive Rate* beschreiben durch:

$$\text{RPR} = \frac{\text{RP}}{\text{RP} + \text{FN}} \quad (9)$$

$$\text{FPR} = \frac{\text{FP}}{\text{FP} + \text{RN}} \quad (10)$$

Weiterhin lässt sich die häufig verwendete Angabe der *Genauigkeit*<sup>2</sup>, *Trefferquote*<sup>3</sup> sowie das F1-Maß aus der Konfusionsmatrix ableiten. Hierbei entspricht das **F1-Maß** dem harmonischen Mittel aus **Genauigkeit** und **Trefferquote**.

$$\text{Genauigkeit} = \frac{RP}{RP + FP} \quad (11)$$

$$\text{Trefferquote} = \frac{RP}{RP + FN} \quad (12)$$

$$\text{F1 - Maß} = \frac{2 * \text{Genauigkeit} * \text{Trefferquote}}{\text{Genauigkeit} + \text{Trefferquote}} \quad (13)$$

### 3.2 PERSONALISIERTE ERFASSUNG DES ENERGIEBEDARFS

Die bisher vorgestellten Ansätze ermöglichen es zwar, den Energiebedarfs auf Ebene von Einzelgeräten zu ermitteln, jedoch ist es in gemeinschaftlich genutzten Umgebungen trotz allem nicht möglich, die auf den Energiebedarf bezogenen Verhaltensmuster einzelner Bewohner zu erfassen. Wie von Froehlich [57] postuliert, ermöglicht eine derartige Aufteilung des Energiebedarfs die genaue Erstellung von personalisiertem Feedback (vgl. Kapitel 2.1.2) sowie die Schaffung von Anreizen durch Wettbewerbe, Ranglisten oder Gruppenbildung (vgl. Kapitel 2.1.3). Weiterhin können die zugrunde liegenden Messsysteme auch für eine verbesserte Adaption der vom Gebäude bereitgestellten Dienste (Beleuchtung, Belüftung und Temperaturregulierung) eingesetzt werden (vgl. [104, 133], ). So kann zum einen der Komfort für die Bewohner erhöht und zum anderen der Energiebedarf gesenkt werden.

Um eine personenbezogene Erhebung von Energiedaten vorzunehmen, ist es notwendig, den Energiebedarf auf Einzelgeräteebene zu ermitteln und diesen anschließend den entsprechenden Gerätebenutzern zuzuteilen. Jedoch ist diese Zuteilung überaus herausfordernd, denn Nutzer können gemeinsam vom erbrachten Dienst eines Gerätes profitieren, im Auftrag einer dritten Person handeln oder das Gerät kann im Hintergrund ohne direkte Nutzerinteraktion arbeiten. Eine ausführliche Diskussion von Möglichkeiten zur Aufteilung des Energiebedarfs auf einzelne Benutzer wird von Hay [68–70] diskutiert. In seiner Dissertationsschrift nennt Hay als wünschenswerte Eigenschaften für die Aufteilung von Ressourcenverbrauchen die Grundsätze der

- **Vollständigkeit:** Die Summe der auf alle Personen aufgeteilten Energie soll gleich der gesamten, aufzuteilenden Energie sein.
- **gemeinschaftlichen Effizienz:** von Personen unternommene Handlungen zur Reduktion der eigenen Zuteilung sollte die Gesamtheit der aufgewendeten Energie reduzieren.
- **Verantwortlichkeit:** Handlungen von Personen sollten sich maximal auf die eigene Zuteilung auswirken und minimal auf die Zuteilung von anderen Personen.

---

<sup>2</sup> engl. Precision

<sup>3</sup> engl. Recall

Aus Sicht des Autors sollte ein weiterer, von Hay nicht erwähnter Grundsatz ergänzt werden. Es sollte das Prinzip der Fairness gelten, d. h. die Energie sollte proportional zu der, dem Nutzer erbrachten, Dienstleistung zugeteilt werden. Diese Regel betrifft beispielsweise die Zuteilung des Stromverbrauchs von Haushaltsgeräten, Unterhaltungselektronik oder Leuchtmitteln, deren Dienste allen Bewohnern nutzen, jedoch nur von einem Bewohner bedient oder aktiviert werden.

Erste Ansätze[78] zur Aufteilung von Energiebedarfen basieren auf Fusion der aktuellen Position eines Benutzers mit den in der Umgebung gemessenen Wasser- und Stromverbrauchen. Ein ausführlicher Ansatz zur Aufteilung des Energiebedarfs einer Wohngemeinschaft mit zwei Personen wird von Saha[130] vorgestellt. Um Energiebedarfe zu verorten und einem Benutzer zuzuweisen, fusioniert Saha die mittels NIALM-Algorithmen disaggregierten Energiedaten mit Aktivitäts- und Bewegungsdaten der Bewohner. Die Erhebung der Aktivitätsdaten erfolgt hierbei audiobasiert. Um die Aktivitätsdaten zu erheben, müssen die Bewohner eine spezielle Smartphone-Anwendung einsetzen, welche über Smartphone-Mikrofon Umgebungsgeräusche aufzeichnet und mithilfe eines Klassifikationsverfahrens die momentane Benutzeraktivität bestimmt. Die Positionsbestimmung der Benutzer erfolgt ebenfalls über Smartphone-Sensorik. Die Smartphone-Anwendung führt ein sogenanntes Fingerprinting durch, um die aktuell erkennbaren Wifi-Netze und deren Signalstärke mit vorab hinterlegten Metadaten abzugleichen.

Das von Saha vorgestellte System benötigt zur korrekten Funktionsweise eine ausführliche Trainingsphase zur Erstellung der Metadaten. Diese müssen für jedes eingesetzte Smartphone getrennt voneinander durch Begehen der einzelnen Räume, Durchführen aller möglichen Aktivitäten und ein aktives Benennen<sup>4</sup> dieser Handlungen erstellt werden. Die Metadaten spezifizieren die sich in einem Raum befindlichen Elektrogeräte, den Stromverbrauch dieser Elektrogeräte und die WiFi-Signalstärken vorhandener WiFi-Netze an unterschiedlichen Orten.

Jedoch ist durch diese Datenfusion eine sehr genaue Zuordnung von Energiebedarfen zu Bewohnern möglich. In einer Wohngemeinschaft mit zwei Bewohnern über den Zeitraum fünf Tagen durchgeführte Feldstudie konnten Genauigkeitswerte von bis zu 80% erreicht werden. Wird die Personenzuordnung lediglich mithilfe der Energiedaten, der Anwesenheit von Personen und über rein persönlich genutzte Elektrogeräte durchgeführt, kann lediglich ein Genauigkeitswert von etwa 20% erreicht werden. Die hierbei angegebenen Gütewerte wurden durch den Abgleich mit handschriftlich erfassten Angaben der Nutzer zu den verwendeten Elektrogeräten ermittelt.

In einer auf [130] aufbauenden Studie adaptiert Thakur [146] die Fusion von NIALM-Ereignissen, Aktivitäts- und Positionsdaten, um den Energiebedarf einzelner Räume in gemeinschaftlich genutzten Umgebungen zu ermitteln. Als mögliche Anwendungen für diese Technologie nennt Thakur detaillierte Verbrauchsberichte sowie die genaue Abrechnung von Energiekosten in gemeinschaftlich genutzten Umgebungen wie Wohnheimen, und -gemeinschaften, Bürogebäude oder Hotels. Die Vorgehensweise zur Datenerhebung ist identisch zur Arbeit von Saha, jedoch aggregiert Thakur die Daten mithilfe der Aktivität, dem aktuellen Aufenthaltsort und auftretenden NIALM-Ereignissen auf Ebene einzelner Räume. In einer einwöchigen im

---

4 engl. labeling

Studentenwohnheim mit sechs Bewohnern durchgeführten Feldstudie konnte Thakur eine Genauigkeit von bis zu 95% erzielen. Jedoch berichtet Thakur, dass die Zuordnung von Verbrauchern mit dynamischem Lastgang nicht korrekt durchgeführt werden kann, da diese Geräte vom verwendeten NIALM-Verfahren nicht zuverlässig erfasst werden können. Hiervon betroffen sind beispielsweise Laptops oder Plasma-Fernsehgeräte.

### 3.3 INSTALLATION DEDIZIERTER SENSOREN ZUR MESSUNG DES ENERGIEBEDARFS

Neben der NIALM-basierten Disaggregation, kann die Messung des Energiebedarfs auf Ebene einzelner Elektrogeräte durch die Ausbringung zusätzlicher Sensoren erfolgen. Häufig sind diese dezentralisierten Messpunkte als drahtlose Sensorknoten ausgelegt, um die erhobenen Daten an zentrale Datensinken zum Zwecke der Berichtserstellung zu übermitteln [71, 72]. Hierbei weisen aktuelle Hardware-Entwürfe einen äußerst kleinen Formfaktor [34] sowie einen niedrigen eigenen Energiebedarf [25, 28] auf. Die Messpunkte können hierbei direkt die Spannung und den Stromfluss des angeschlossenen Gerätes erfassen. Alternativ ist eine indirekte Messung von durch den Stromfluss ausgelösten Licht-, Schall- oder elektromagnetischen Emissionen möglich [79, 110, 113, 127].

Vorteilhaft ist eine extrem hohe vom gemessenen Verbraucher unabhängige Messgenauigkeit der Leistungsaufnahme. Jedoch sind zur Durchführung derartiger Messungen entsprechende Eingriffe in die zu überwachende Umgebung erforderlich. Weiterhin muss eine geeignete Annotierung der Messstellen erfolgen, um die erhobenen Daten entsprechend auswerten zu können. Diese Annotierung kann manuell durch den Benutzer oder automatisiert [51, 120] vorgenommen werden. Ein detaillierter Vergleich von NIALM-Verfahren mit invasiven, auf dezentralisierten Messpunkten basierenden Verfahren (IALM) wurde von Baranski [10] vorgenommen. Eine Zusammenfassung <sup>5</sup> dieses Vergleichs findet sich in der Tabelle 4.

### 3.4 DISKUSSION UND EINORDNUNG DIESER DISSERTATION

Bestehende Ansätze zur Erhebung des Energiebedarfs auf Ebene von Einzelgeräten eignen sich nach momentanem Stand der Forschung im Wesentlichen für den Einsatz in für Wohnzwecke genutzten Umgebungen. Bedingt durch kleine Abrechnungseinheiten und ein sehr heterogenes Spektrum vorhandener Elektrogeräte können die aggregierten Lastgänge gut in den Verbrauch einzelner Elektrogeräte zerlegt werden.

Jedoch ist der Einsatz von NIALM-Verfahren in gewerblich genutzten Umgebungen derzeit eine große Herausforderung, denn in dieser Klasse von Umgebungen existieren oft viele Geräteinstanzen der gleichen Klasse. Um möglichst detaillierte

<sup>5</sup> Als Randnotiz ist anzuführen, dass Baranski die NIALM-basierte Verfahren als nahezu unbegrenzt skalierbar bezeichnet, denn Informationen zu Geräten seien ohne zusätzliche Sensoren automatisch immer im aggregierten Lastgang enthalten. Diese Aussage ist auf konzeptueller Ebene zutreffend, jedoch beschränken fehlende Metadaten über die genaue Identität des geschalteten Elektrogeräts den Nutzen der gewonnenen Informationen.

	NIALM	IALM
<b>Vorteile</b>	<p>Installationskosten unabhängig von der Anzahl an überwachten Geräten.</p> <p>Geringer Installationsaufwand durch Ausbringung der Messsysteme in den Unterverteilungen.</p>	<p>Hohe Messgenauigkeit sowie Anwendbarkeit für nahezu beliebige Geräteklassen.</p> <p>Werden die Sensoren als Zwischenstecker ausgeführt, kann die Installation von Laien durchgeführt werden.</p> <p>Möglichkeiten zur Zustandsbeeinflussung angeschlossener Geräte</p>
<b>Nachteile</b>	<p>Die erreichbare Messgenauigkeit ist abhängig vom Lastprofil der vorhandenen Elektrogeräte.</p> <p>Separation mehrere Geräte mit ähnlichem Lastgang ist schwierig. Daher können Umgebungen mit vielen gleichen Elektrogeräten nur schwerlich abgebildet werden.</p> <p>Schwankungen von Geräten mit großer Leistungsaufnahme können kleine Verbraucher verdecken.</p>	<p>Die Installationskosten steigen linear mit der Anzahl zu überwachender Geräte.</p> <p>Die Ausfallwahrscheinlichkeit steigt linear mit der Anzahl an installierten Sensoren. Dementsprechend steigen die Wartungskosten ebenfalls linear mit der Anzahl an installierten Sensoren.</p> <p>Energiebedarf der zusätzlichen Sensoren steigt linear mit der Anzahl installierter Sensoren.</p>

*Quelle:* Dissertationsschrift von Baranski[10], Seite 5

Tabelle 4: Vergleich von nichtinvasiven Messverfahren mit invasiven, Sensor-gestützten Verfahren zur Messung der Leistungsaufnahme auf Ebene von Einzelverbrauchern.

Berichte zum Energiebedarf zu erstellen, ist eine Instanzen-genaue Zuordnung des Energiebedarfs notwendig. Weiterhin müssen bei NIALM-basierten Messungen manuell Zuordnungen von erkannten Signaturen zu tatsächlichen Geräten und deren Installationsort erstellt werden. Dies stellt sich für gewerblich genutzte Umgebungen mit vielen gleichen Geräten und einem breiten Spektrum an unterschiedlichen, möglichen Geräten häufig als sehr schwierig dar. Dem Anwender stellen sich hier die Fragen wo genau sich die Verbraucher im Gebäude befinden und um welche Art des Verbrauchers es sich handelt. Daher ergibt sich eine weitere Limitierung von NIALM-Verfahren durch die fehlenden Möglichkeiten zur Erhebung von notwendigen Metadaten.

Das im Rahmen dieser Arbeit entworfene minimalinvasive Verfahren zur Energiebedarfsmessung auf Einzelgeräteebene adressiert diese Herausforderungen. Hierzu werden in der Umgebung vorhandene Sensorik sowie die externen Effekte des Energiebezuges nach besten Möglichkeiten integriert, um genaue, Instanz-bezogene Informationen zum Energiebedarf von Elektrogeräten zu ermitteln. Dies gelingt weitgehend ohne aufwändige Eingriffe wie dem Ausbringen eines dedizierten Messpunktes für jede zu überwachende Messstelle. Somit ebnen die in dieser Arbeit vorgestellten minimalinvasiven Ansätze den Weg für die Analyse des Energiebezugs weiterer Anwendungsgebiete im Bereich gewerblich genutzter Umgebungen.



*Es genügt eben nicht, daß Technik gut funktioniert.  
Sie muß auch in die Welt passen.*

— **Gero von Randow**  
dt. Wissenschafts-Journalist

Wie in Kapitel 2 dargestellt, können durch die Live-Anzeige des Energiebedarfs auf Ebene von einzelnen Verbrauchern die Bewohner und Benutzer einer Umgebung am effektivsten zu energiebewusstem Alltagshandeln motiviert werden. Wie in der Diskussion verwandter Arbeiten gezeigt werden konnte, sind bestehende Ansätze zur verbraucher-genauen Energieerfassung zu unspezifisch im erfassten Detailgrad oder zu aufwändig in der Installation. Daher wurden als wesentliche Forschungslücke die fehlenden Möglichkeiten zur Instanzen-genauen Erfassung des Energiebedarfs sowie die Gewinnung von Metadaten wie der genauen Gerätekategorie und dem Aufstellungsort zur vereinfachten Einrichtung dieser Systeme identifiziert. Beide Eigenschaften sind insbesondere für die Anwendung von Systemen zur Analyse des Energiebedarfes in gewerblich genutzten Umgebungen überaus wichtig. Daher sollen in diesem Kapitel zunächst die Anforderungen an derartige Systeme erörtert werden. Anschließend wird das im Rahmen dieser Arbeit verfolgte Konzept vorgestellt, und zum Schluss erfolgt eine ausführliche Diskussion von betrieblichen Überlegungen zum Einsatz von Energiebedarfsanalysesystemen.

#### 4.1 ANFORDERUNGEN

Zunächst sollen die Anforderungen eines Energiebedarfsanalysesystems für gewerblich genutzte Umgebungen untersucht werden. Hierbei weichen die Anforderungen an diese Systeme teils erheblich von den Anforderungen an Systeme für den Heimgebrauch ab. Wesentliche Unterschiede zwischen diesen Umgebungen werden im nachfolgenden Abschnitt diskutiert. Anschließend erfolgt eine Aufzählung wesentlicher Anforderungen.

Gewerblich genutzte Umgebungen, also beispielsweise Bürogebäude, Verkaufsflächen oder industriell genutzte Umgebungen, unterscheiden sich jeweils sehr stark in den dort vorkommenden, anwendungsspezifischen Elektrogeräten und Verbrauchsstellen. Energie-Managementsysteme sollten sich möglichst adaptiv an die Verbrauchsscharakteristiken der jeweils installierten Verbraucher anpassen können. Weiterhin existieren häufig vielzählige Instanzen einer Gerätekategorie, also beispielsweise viele Monitore in einer Büro-Umgebung oder viele Industrieroboter in einer Fertigungsstraße. Energiebedarfsanalysesysteme sollten in der Lage sein, den Energiebedarf jeweils Instanzen-genau zuzuordnen, sodass die erstellten Berichte die unterschiedlichen Benutzungsmuster einzelner Instanzen widerspiegeln können. Je nach zugrun-

de liegender Verbrauchscharakteristik der überwachten Umgebung ist die Stromverteilung von gewerblich genutzten Umgebungen häufig hierarchisch in Unterverteilungen aufgeteilt. Diese Strukturierung kann ausgenutzt werden, um Überlagerungen des Lastgangs unterschiedlicher Verbrauchsstellen zu reduzieren und eine grobe räumliche Zuordnung dieser zu treffen.

Ein weiterer Unterschied zwischen Energiebedarfsanalysesystemen für gewerblich genutzte Umgebungen und im Heimanwenderbereich besteht in der Motivation des Systemeinsatzes. Während im Heimbereich eine Ausbringung solcher System aus Altruismus, Neugier oder aufgrund finanzieller Anreize erfolgt, spielen für gewerblich genutzte Umgebungen letztendlich nur die finanziellen Aspekte eine nennenswerte Rolle. Mithilfe von Energiebedarfsanalysesystemen können Einsparpotentiale aufgedeckt und genau beziffert werden. Somit wird es möglich, die Rendite für Investitionen zur Verbesserung der Energieeffizienz zu ermitteln und mit alternativen Investitionsmöglichkeiten zu vergleichen.

Konkret ergeben sich die folgenden Anforderungen an ein Energiebedarfsanalysesystem zur Anwendung in gewerblich genutzten Umgebungen:

1. **Einfache Installation** - Die Installation sollte für den Anwender möglichst einfach und kosteneffizient durchgeführt werden können. Zusätzlichen Aufwand wie manuelle Konfiguration sollte nur in möglichst geringem Umfang erforderlich sein. Das System sollte neue Geräte automatisch erkennen, benennen, verorten und bewerten können. Weiterhin sollte keine Unterbrechung der Stromversorgung zur Installation des Messsystems erforderlich sein.
2. **Genauigkeit** - Die Verfahren zur minimalinvasiven Messung der aufgewendeten Energie müssen eine hohe Genauigkeit aufweisen, um vom Anwender als Entscheidungsgrundlage eingesetzt werden zu können<sup>1</sup>.
3. **Datengranularität** - Der Energiebedarf sollte für jedes Elektrogerät einer Geräteklasse Instanzen-genau erfasst werden können. Eine Erfassung des Energiebedarfs für alle Geräte einer Klasse ist nicht ausreichend, denn dann kann das Verbrauchsverhalten nicht dem Nutzungsverhalten einzelner Instanzen zugeordnet werden.
4. **Skalierbarkeit** - Bedingt durch steigende Geräteanzahl sollte sich die Messgenauigkeit nicht wesentlich verschlechtern und der Installationsaufwand sollte nicht ansteigen
5. **Adaptierbarkeit** - Das System sollte Elektrogeräte mit unterschiedlichen Verbrauchscharakteristiken unterstützen. Hierbei sollten Geräte mit zwei oder mehr Betriebszuständen, mit variabler Leistungsaufnahme sowie Geräte mit gleichbleibender, permanenter Leistungsaufnahme mit einer hohen Messgenauigkeit überwacht werden können.

<sup>1</sup> In der Quelle [154] nennt Zeifmann als akzeptable Untergrenze der Genauigkeit von NIALM-Systemen Werte zwischen 80% und 90%. Diese Wahl des Grenzwertes erscheint nach derzeitigem Wissensstand überaus optimistisch. Daher sollte stattdessen eine Zielmarke von 95% Genauigkeit angepeilt werden, wie sie auch von kommerziell erhältlichen, verteilten Energiezählern erreicht wird.

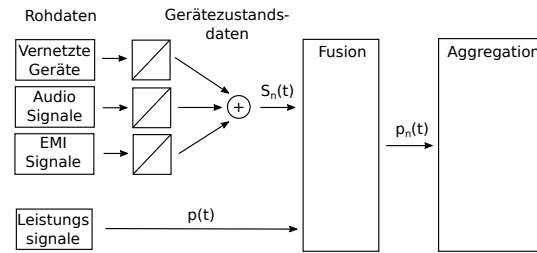


Abbildung 5: Konzeptuelles Systemdesign zur minimalinvasiven Messung der Leistungsaufnahme auf Ebene von Einzelverbrauchern.

6. **Live-Auswertungen** - Die durchzuführenden Berechnungen sollten zeitnah die im Gebäude durchgeführten Schaltaktionen abbilden und einen möglichst niedrigen Rechenzeitbedarf aufweisen.
7. **Eigenbedarf** - Das System sollte einen möglichst niedrigen Energiebedarf zur Datenerfassung und zur Erstellung der Berichte aufweisen.
8. **Datenschutz** - Wie im Kapitel 2.2.2 gezeigt wurde, erhalten hoch aufgelöste Energiedaten sensible, personenbeziehbare Informationen. Daher müssen diese Daten vertraulich behandelt werden, um eine Zweckbindung sicherzustellen. Sollte ein Personenbezug von Energiedaten möglich sein, muss die Einwilligung betroffener Personen eingeholt werden. Wird diese Einwilligung verweigert, sollte das System zum Weiterbetrieb mit verminderter Genauigkeit in der Lage sein.

## 4.2 LÖSUNGSANSATZ

Der generelle im Rahmen dieser Arbeit verfolgte Lösungsansatz umfasst die Entwicklung eines minimalinvasiven Verfahrens zur Bestimmung des Energiebedarfs auf Ebene einzelner Geräteinstanzen. Hierbei liegt das Ziel in der Aufweichung bestehender Limitierungen bereits existierender nichtinvasiver Messverfahren. Es sollen Beschränkungen bezüglich Geräten mit ähnlichen Verbrauchscharakteristiken, mehreren gleichzeitig passierenden Gerätezustandsänderungen pro Zeitschritt und der Ausblendung von Verbrauchern mit geringer Leistungsaufnahme durch Verbraucher mit hoher Leistungsaufnahme durch die Einbeziehung zusätzlicher Sensordaten aufgehoben werden. Zur Erhebung dieser Daten sollen Sensoren eingesetzt werden, welche nicht den Energiebedarf eines einzelnen Gerätes messen, sondern vielmehr werden direkt in der Umgebung von Elektrogeräten detektierbare Messgrößen wie Audio- oder Elektromagnetische Emissionen erhoben. So können mit einem Sensor die Aktivitätsdaten mehrere Elektrogeräte gleichzeitig erhoben werden und es ist nicht notwendig einen dedizierten Sensor pro überwachtem Elektrogerät zu installieren.

Zunächst sollen relevante Hardware-Komponenten zur Datenerfassung beschrieben werden. Anschließend erfolgt eine kurze Erörterung der Software-Architektur, um zuletzt auf Überlegungen zur Einhaltung bestehender Datenschutz-Anforderungen einzugehen.

Auf Ebene der Hardware-Komponenten besteht das System aus Messknoten zur Erfassung des Stromflusses, zur Messung von elektromagnetischen Emissionen und zur Erhebung von Audio-Signalen in der Umgebung. Die Messung des Stromflusses erfolgt hierbei induktiv per klemmbaren Stromzangen. So ist zur Installation in den Unterverteilungen, welche durch eine Elektro-Fachkraft erfolgen muss, keine Spannungsfreischaltung erforderlich. Zur Berechnung des Lastgangs ist neben dem Stromfluss die Messung der momentanen Netzspannung erforderlich. Zur Vereinfachung des Hardwareaufbaus von Strommessknoten kann die Spannungsmessung, wie von Schmid [132] beschrieben, zentralisiert erfolgen und dann an die einzelnen Messknoten weiter verteilt werden. Hierbei ergeben sich jedoch geringe Messfehler durch den Spannungsabfall im Stromnetz, welcher durch den Leitungswiderstand der Stromleitungen zu den einzelnen Verbrauchsstellen hin bedingt ist.

Weiterhin ist zur Erkennung der Aktivitätszeiten und Erkennung von Geräte-Labels die Installation von Messknoten zur Erhebung elektromagnetischer Emissionen erforderlich. Aufgrund der geringen Reichweite dieser Messknoten erfolgt hierbei die Installation eines EM-Sensorknotens pro Raumeinheit. Durch die Verwendung von EM-Sensorik ist daher eine einfache Verortung von aktiven Verbrauchsstellen möglich.

Zusätzlich hierzu stellen sowohl Gebäude- als auch Geräte-integrierte Sensoren eine wichtige Informationsquelle zur Aktivität von Elektrogeräten dar. Gebäude-integrierte Sensoren stellen beispielsweise Informationen zur Betätigung von Lichtschaltern oder Bewegungsmeldern zur Verfügung. Durch die Installation geeigneter Schnittstellen können diese Informationen beispielsweise vom Gebäudesteuerungssystem abgegriffen und importiert werden. Gleiches gilt für Elektrogeräte mit Netzwerk-Schnittstelle, denn für diese Geräte können häufig wesentliche Zustandsparameter abgefragt und zur Fusion mit den Energiedaten verwendet werden.

Zuletzt ist die Einbindung von Audio-Sensoren zur Erfassung von Aktivitäten erforderlich, welche durch die vorher genannte Sensorik nicht erkannt werden. Die Audio-Sensoren können entweder als stationäre Sensorknoten ausgebracht oder auf den Smartphones von Benutzern ausgeführt werden. Die Audio-Sensoren sind jedoch nur für die Einbindung von Elektrogeräten erforderlich, für die keine weiteren Zustandsdaten vorliegen. Unter diese Geräteklasse fallen beispielsweise Wasserkocher deren Heizelemente zur Klasse der ohmschen Verbraucher zählen und für gewöhnlich keine elektromagnetischen Emissionen erzeugen.

Wie von Mitchell [100] beschrieben, kann durch Fusion der einzelnen Informationskanäle zur Erhebung der Gerätezustandsdaten die Genauigkeit, die Vollständigkeit und die Sensitivität der erhobenen Gerätezustandsdaten zumeist verbessert werden.

Zur Gebäude-internen Vernetzung der Systeme kann auf herkömmliche drahtlose Übertragungsstrecken zurückgegriffen werden. Die ausgebrachten Sensoren haben keine wesentlichen Ressourcenbeschränkungen bezüglich des Energiebedarfes<sup>2</sup>, denn die Sensorknoten können über das Niederspannungsnetz des Gebäudes mit Energie versorgt werden. Alle Sensordaten werden an einen Gebäude-lokalen Verarbeitungsdienst zur Durchführung der Datenfusion und der Disaggregation der Energiedaten übertragen. Auf eine Übertragung dieser Daten an einen Cloud-basierten

<sup>2</sup> Dennoch sollte der Leistungsbedarf möglichst gering sein.

Internet-Dienst sollte aufgrund von Datenschutzüberlegungen verzichtet werden, auch wenn ein solcher Aufbau bedingt durch Skaleneffekte niedrigere Betriebskosten verspricht.

#### 4.3 BETRIEBLICHE ÜBERLEGUNGEN

Insbesondere die Sensoren zur Erfassung der Umgebungsgeräusche aber auch die Sensoren zur Erfassung elektromagnetischer Emissionen können zur Erhebung personenbezogener Daten wie der Benutzeraktivität oder von Personen-individuellen Verhaltensmustern eingesetzt werden. Daher ist es notwendig, die betroffenen Personen frühzeitig in die Pläne zur Installation derartiger Sensorik einzubeziehen, angemessen aufzuklären sowie die explizite Zustimmung dieser Personen einzuholen.

Insbesondere bei größeren Belegschaften ist davon auszugehen, dass einige Betroffene die Datenerhebung verweigern. In diesem Fall dürfen im Arbeitsbereich dieser Personen keine Sensoren ausgebracht werden, um die mögliche Erhebung von personenbezogenen Daten zu verhindern. Das System kann dann jedoch mit verminderter Genauigkeit weiterhin eingesetzt werden. Schwierig wird es jedoch, wenn nur sehr wenige oder gar einzelne Betroffene die Datenerhebung verweigern. Dann können Redundanzen in den Sensordaten ausgenutzt werden, um dennoch personenbezogene Profile dieser Personen zu erstellen. Daher sollte in einem solchen Falle auf einen hinreichend großen Verzicht von Sensoren geachtet werden. Wird in diesem Falle auf die Überwachung benachbarter Arbeitsbereiche verzichtet, verschwimmen die Aktivitätsdaten mehrerer Benutzer miteinander, und eine personengenaue Erhebung ist nicht länger möglich. Alternativ kann die Erfassung des Energiebedarfs eines repräsentativen Teilbereichs vorgenommen und auf das gesamte Gebäude hochgerechnet werden.



In diesem Kapitel wird die Erstellung von Energiemodellen thematisiert. Es wird gezeigt, dass die explizite Erzeugung qualitativ hochwertiger Energiemodellen möglich ist, sofern geeignete Eingabedaten für die Energiemodelle bestehend aus historischen Gerätezustandsdaten und Energiedaten vorliegen. Weiterhin wird durch die Analyse eines Datensatzes bestehend aus Energiedaten unterschiedlicher Geräte ein Zusammenhang zwischen der Datengranularität und der maximal erreichbaren Genauigkeit des Energiemodells hergestellt. Somit werden in diesem Kapitel wichtige Grundsteine für die in nachfolgenden Kapiteln beschriebene Erfassung von Gerätezustandsdaten und die Fusion dieser mit Energiedaten zur Erstellung und Auswertung von Energiemodellen gelegt. Die Strukturierung dieses Kapitels ist wie folgt. Zunächst erfolgt die Definition von Energiemodellen, anschließend wird die zur Modellierung notwendige Datengranularität untersucht um darauf aufbauend ein Verfahren zur Erstellung sehr genauer Energiemodellen vorzustellen und zu evaluieren. Zum Abschluss dieses Kapitels werden die Erkenntnisse zusammengefasst und bewertet.

### 5.1 DEFINITION EINES ENERGIEMODELLS

Für jedes Elektrogerät kann manuell ein Energiemodell erstellt werden, welches aus dem aktuellen Betriebszustand und vergangenen Betriebszuständen des Elektrogeräts den aktuellen Stromverbrauch ermittelt. Die Güte des so beschriebenen Energiemodells hängt davon ab, wie genau der Betriebszustand des Gerätes erfasst werden kann. Lassen sich einzelne Zustände nicht beobachten, wird der berechnete Wert für die Leistungsaufnahme von der tatsächlichen Leistungsaufnahme abweichen. Sei der Gerätezustand  $S$  zum Zeitpunkt  $t$  definiert durch einen Vektor von Zustandsvariablen  $S(t) = (s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t))^T$ . Ein Energiemodell ist demnach definiert als Funktion welche dem aktuellen Betriebszustand sowie der Historie vergangener Betriebszustände einen Leistungswert zuordnet:

$$P_{\text{Energiemodell}} = F(S) \quad (14)$$

$$P_{\text{Energiemodell}} = F \begin{pmatrix} s_1(t) & s_1(t-1) & \dots & s_1(t=0) \\ s_2(t) & s_2(t-1) & \dots & s_2(t=0) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ s_n(t) & s_n(t-1) & \dots & s_n(t=0) \end{pmatrix} \quad (15)$$

$$P_{\text{el}} = P_{\text{Energiemodell}} + P_{\text{Rest}} \quad (16)$$

Um ein konkretes Energiemodell zu erstellen, besteht die wesentliche Herausforderung darin eine geeignete Zuordnungsfunktion  $F(S)$  zu finden, welches den residualen Fehler des Energiemodells minimiert:  $F_o(S) = \min(P_{\text{el}} - F(S))$ . Eine optimale

Modellierung ist jedoch nur möglich, wenn die zur Modellierung erforderlichen Zustandsvariablen die nachfolgenden Eigenschaften erfüllen:

1. *Vollständigkeit.* Die Zustandsvariablen sollten das vollständige Spektrum des möglichen Systemverhaltens abdecken.
2. *Genauigkeit.* Die Abweichung des beobachteten Gerätezustands vom tatsächlichen Gerätezustand sollte möglichst klein sein.
3. *Relevanz.* Die Zustandsdaten sollen alle relevanten Änderungen des Energiebedarfs abbilden. Dies betrifft sowohl die Betrachtung im Zeit- als auch im Wertebereich.
4. *Abgeschlossenheit.* Die Korrelation der Zustandsvariablen mit dem Energiebedarf sollte sich nicht durch das Hinzufügen weiterer Zustandsvariablen erhöhen.

Werden diese Eigenschaften nicht oder nur teilweise erfüllt, dann reduziert dies die erreichbare Genauigkeit des erstellten Energiemodells.

## 5.2 ERFORDERLICHE DATENGRANULARITÄT

Bevor näher auf die Erhebung von Gerätezustandsdaten sowie der Ableitung von Energiemodellen eingegangen wird, sollen zunächst die gewünschten Zieldaten, also die Leistungssignale elektrischer Geräte, auf ihre Eigenschaften hin untersucht werden. Ziel dieser Analyse ist es, die Dynamik von Leistungssignalen im Wertebereich zu erfassen und zu charakterisieren.

Die Leistungsaufnahme eines Elektrogerätes hängt von den Baugruppen des Geräts sowie vom aktuellen Gerätezustand ab. Demzufolge ist es möglich, das Leistungssignal eines Elektrogerätes als Abfolge geeignet gewählter Symbole zu beschreiben. In diesem Abschnitt wird untersucht, wie viele unterschiedliche Symbole zur Quantisierung unter Einhaltung gewisser Fehlergrenzen benötigt werden. Mathematisch gesprochen wird bei dieser sogenannten Vektorquantisierung der Zustandsraum des Leistungssignals auf eine begrenzte Menge von Zuständen abgebildet:

$$x \rightarrow vq(x)$$

$$\text{mit } x \in \mathbb{R}; vq(x) \in Z\{Z_1, Z_2, \dots, Z_n\}$$

Ist die Anzahl der möglichen Zustände begrenzt, ist diese Abbildung verlustbehaftet und verursacht einen gewissen Quantisierungsfehler  $e_q$ . Ziel von Quantisierungsverfahren wie dem K-Means-Algorithmus ist es also, die Zustände  $Z$  so zu wählen, dass der Quantisierungsfehler  $e_q$  für die gegebene Anzahl an möglichen Zuständen minimal wird. Offensichtlich kann der Quantisierungsfehler auch durch eine Vergrößerung des Zustandsraums reduziert werden.

In diesem Licht betrachtet erscheint die Vektorquantisierung äußerst sinnvoll. Lassen sich die Leistungssignale von Elektrogeräten mithilfe der Vektorquantisierung in einen Zustandsraum niedriger Ordnung überführen, dann vereinfacht sich durch diese Begrenzung des Zustandsraums die Erstellung von Energiemodellen deutlich.



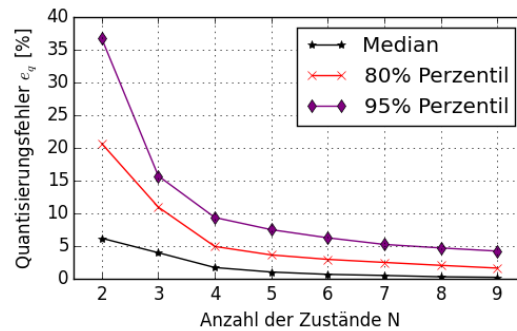


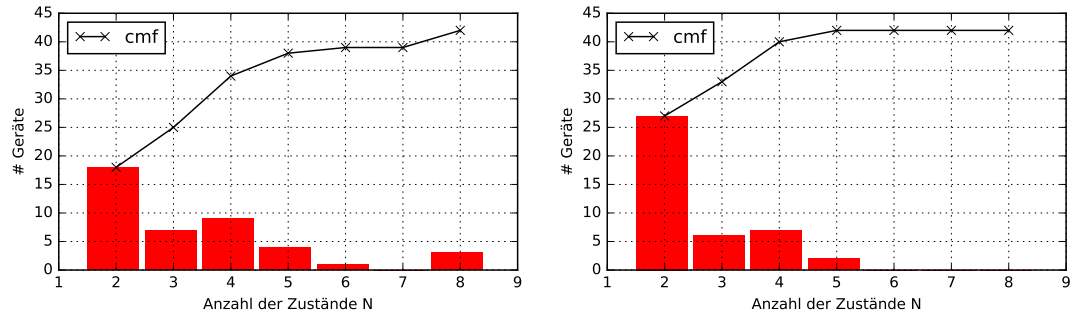
Abbildung 6: Quantisierungsfehler des Leistungssignals in Abhängigkeit der Anzahl möglicher Zustände.

Um die Abbildbarkeit von Leistungssignalen in einen Zustandsraum verringerter Ordnung zu überprüfen, wurden die Leistungssignale von 42 Elektrogeräteklassen quantisiert und der resultierende Quantisierungsfehler gemessen. Als Datengrundlage wurde hierzu auf den Tracebase-Datensatz [120] zurückgegriffen. Dieser enthält mehr als 1.100 Leistungssignale von 42 unterschiedlichen Elektrogeräteklassen. Jedes dieser Leistungssignale besteht aus der, mit einer Abtastrate von 1 Hz abgetasteten, Leistungsaufnahme eines Elektrogeräts, welche jeweils über den Zeitraum von einem Tag hinweg gemessen wurden. Die Elektrogeräteklassen setzen sich wie folgt zusammen:

- Büro-Umgebung: 9 Geräteklassen
- Haushalt: 17 Geräteklassen
- Entertainment: 12 Geräteklassen
- sonstiges: 4 Geräteklassen

Jedes dieser Leistungssignale aus dem Tracebase-Datensatz wurde mithilfe des K-Means-Algorithmus quantisiert und der resultierende Quantisierungsfehler  $e_q(n)$  wurde gemessen. Die Anzahl der Zustände  $N$  wurde hierbei von zwei Zuständen (Gerät an, Gerät aus) bis hin zu neun Zuständen variiert. Zur Berechnung des Quantisierungsfehlers wurden alle Zeitfenster entfernt, in denen das Gerät ausgeschaltet ist und anschließend sowohl die relative als auch die absolute Abweichung des quantisierten Signals vom originalen Signal berechnet. Die Ergebnisse dieser Quantisierung finden sich für jede der 42 Geräteklassen in Anhang D. In diesem Kapitel werden die wesentlichen Erkenntnisse kompakt zusammengefasst.

Bevor genauer auf einzelne Geräteklassen eingegangen werden soll, werden zunächst überblicksartig die aggregierten Ergebnisse betrachtet. In Abbildung 6 ist der resultierende Quantisierungsfehler für jede der acht Quantisierungsstufen angetragen. Die Abbildung 6 zeigt hier sowohl den Median als auch das 80%-Perzentil sowie das 95%-Perzentil. Der Median gibt an, dass 50% der Geräte einen niedrigeren Quantisierungsfehler aufweisen als die Median-Linie. Wie zu erwarten sinkt der Quantisierungsfehler mit steigender Anzahl an möglichen Zuständen stark ab. Für 50% der Geräteklassen wird mit vier Zuständen bereits ein Quantisierungsfehler



(a) Geräte mit Quantisierungsfehler  $e_q < 5\%$  in Abhängigkeit der Anzahl an Zuständen

(b) Geräte mit Quantisierungsfehler  $e_q < 10\%$  in Abhängigkeit der Anzahl an Zuständen

Abbildung 7: Ermittlung der notwendigen Anzahl an Zuständen um eine gegebene Fehlergrenze bei der Quantisierung der Leistungssignale zu unterschreiten.

kleiner 1% erzielt. Jedoch benötigen 5% der Geräteklassen mehr als 9 Zustände, um einen Quantisierungsfehler kleiner 5% zu erreichen.

Da die Anzahl der notwendigen Quantisierungsstufen stark von der betrachteten Gerätekategorie oder sogar vom Benutzungsmuster des betrachteten Gerätes abhängt, wird in der Tabelle 5 für jede Gerätekategorie angegeben, wie viele Zustände zur Quantisierung mit einem Fehler kleiner 5% notwendig sind. Die Tabelle 6 hingegen gibt für jede Gerätekategorie an, wie viele Zustände zur Quantisierung mit einem Fehler kleiner 10% notwendig sind.

Dieser Sachverhalt wird weiterhin in der Abbildung 7 in Form von Histogrammen verdeutlicht. Ist ein Quantisierungsfehler von 5% akzeptabel, genügt es für etwas weniger als 50% der Geräteklassen, nur zwei Zustände zu betrachten. Betrachtet man vier unterschiedliche Zustände, kann man das Leistungssignal von etwa 80% aller betrachteten Geräte mit einem Quantisierungsfehler kleiner 5% abbilden.

Wie zu erwarten lässt sich zeigen, dass der Quantisierungsfehler mit steigender Anzahl an möglichen Zuständen absinkt. Jedoch lässt sich das Leistungssignal einer Vielzahl von Geräten auf nur sehr wenige Gerätezustände abbilden. Diese Tatsache vereinfacht, wie in Kapitel 8, die Erstellung von Energiemodellen wesentlich. Weiterhin ermöglicht eine Interpretation des Leistungssignals als Abfolge von Zuständen das Verwenden eines Hidden-Markov-Modells [67] zur Modellierung des Gerätezustands.

An dieser Stelle ist es wichtig, darauf hinzuweisen, dass die in diesem Kapitel gewonnenen Erkenntnisse über Leistungssignale sich nicht direkt auf den Umfang der zu erhebenden Zustandsvariablen abbilden lassen, denn die Vektorquantisierung beschreibt lediglich die Abbildung des Leistungssignals auf einen aus  $N$  Zuständen bestehenden Zustandsraum. Rückschlüsse auf die Stärke von Korrelationen dieser Zustände des Leistungssignals mit erfassbaren Gerätezustandsdaten können hiermit jedoch nicht getroffen werden.

N	Geräte mit Quantisierungsfehler $e_q < 5\%$		
2	remotedesktop	monitor-tft	lamp
	projector	laundrydryer	router
	xmaslights	dishwasher	iron
	vacuumcleaner	amplifier	digitaltvreceiver
	waterkettle	playstation3	videoprojector
	toaster	ethernetswitch	cookingstove
3	multimediacenter	tv-crt	pc-desktop
	refrigerator	microwaveoven	tv-lcd
4	subwoofer	usbhub	charger-psp
	waterfountain	charger-smartphone	usbharddrive
	printer	breadcutter	cdplayer
5	freezer	pc-laptop	coffeemaker
	solarthermalsystem		
6	alarmclock		
8	beantocupcoffeemaker	washingmachine	
9	waterboiler		

Tabelle 5: Anzahl notwendiger Zustände N um einen Quantisierungsfehler von 5% für die untersuchten Geräte zu unterschreiten.

N	Geräte mit Quantisierungsfehler $e_q < 10\%$		
2	remotedesktop	multimediacenter	amplifier
	projector	refrigerator	playstation3
	xmaslights	tv-lcd	ethernet switch
	vacuumcleaner	microwaveoven	lamp
	waterkettle	pc-desktop	router
	toaster	tv-crt	iron
	digitaltvreceiver	subwoofer	monitor-tft
	videoprojector	waterfountain	laundrydryer
	cookingstove	freezer	dishwasher
3	dvdplayer	pc-laptop	cdplayer
	printer	alarmclock	breadcutter
4	charger-psp	solarthermalsystem	charger-smartphone
	usbharddrive	beantocupcoffeemaker	coffeemaker
	usbhub		
5	washingmachine	waterboiler	

Tabelle 6: Anzahl notwendiger Zustände N um einen Quantisierungsfehler von 10% für die untersuchten Geräte zu unterschreiten.

### 5.3 ERHEBUNG VON GERÄTEZUSTANDSDATEN

Um den Stromverbrauch eines Gerätes zu ermitteln, werden Daten über den Gerätezustand benötigt. Es gibt drei wesentliche Ansätze, um diese Zustandsvariablen zu erfassen: Geräte können die Zustandsvariablen über eine Netzwerkschnittstelle propagieren (1) oder das Energiemodell direkt auf dem beobachteten Gerät ausführen (2); oder es können zusätzliche Sensoren eingesetzt werden, um den Gerätezustand zu erfassen (3). Im nachfolgenden Abschnitt sollen diese Methoden näher betrachtet werden:

1. *Verteilung der Zustandsdaten über eine Netzwerk-Schnittstelle:* Mit der zunehmenden Verbreitung des Internets der Dinge existieren immer mehr Elektrogeräte, welche über eine Netzwerkschnittstelle überwacht und gesteuert werden können. Diese Klasse von Elektrogeräten können ihre Zustandsvariablen direkt im Netzwerk zur Verarbeitung bereitstellen. Beispielsweise bieten verschiedene Kühlschränke die Möglichkeit zur App-basierten Abfrage und Steuerung der aktuellen Innentemperatur sowie des Tür-Status. Diese Informationen können regelmäßig abgefragt und zur Ermittlung des Energiebedarfs genutzt werden. Bei dieser Geräteklasse muss die Ausführung des Energiemodells jedoch auf einem anderen Knoten erfolgen, da auf den Endgeräten keine frei verfügbaren Ressourcen zur Durchführung von Berechnungen zur Verfügung stehen. Dafür können die Energiemodelle zu jedem Zeitpunkt im Lebenszyklus des Elektrogerätes nachgerüstet oder aktualisiert werden. Verfahren zur Propagation dieser Gerätezustandsdaten wurden in der Dissertationsschrift von Reinhardt [119] beschrieben.
2. *Geräte-lokale Ausführung des Energiemodells:* Eine zweite Klasse von Elektrogeräten ermöglicht neben der Bereitstellung von Zustandsvariablen über eine Netzwerkschnittstelle noch zusätzlich die Durchführung von Berechnungen direkt auf dem Elektrogerät. In diesem Fall kann das Energiemodell direkt auf dem Elektrogerät ausgeführt und die resultierenden Informationen zum momentanen Stromverbrauch über eine Netzwerkschnittstelle bereitgestellt werden. Eine Bereitstellung des Energiemodells kann auf zwei unterschiedliche Arten erfolgen: zum einen kann der Hersteller des Elektrogeräts das Energiemodell direkt in die Firmware des Geräts integrieren. Zum anderen ist die Installation einer zusätzlichen Anwendung zur Ausführung des Energiemodells denkbar. Zur Geräteklasse der vernetzten Elektrogeräte mit Bereitstellung von Berechnungskapazitäten zählen neben PCs, Laptops, Smartphones auch moderne Fernsehgeräte und Spielekonsolen. Diese Geräte ermöglichen es, den aktuellen Betriebszustand, wie z. B. die Systemlast zu erfassen und hieraus den momentanen Stromverbrauch abzuleiten.
3. *Installation zusätzlicher Sensoren:* Sollte die zu überwachenden Elektrogeräte nicht vernetzt sein, so ist die Installation zusätzlicher Sensorik notwendig, um Informationen zum aktuellen Betriebszustand zu erheben. Hierbei kann auf eine Vielzahl von unterschiedlichen Sensordaten zurückgegriffen werden, sobald diese eine Korrelation mit dem Stromverbrauch des Elektrogeräts aufweisen. Beispielsweise können Mikrofone installiert werden, um die Betriebsgeräusche

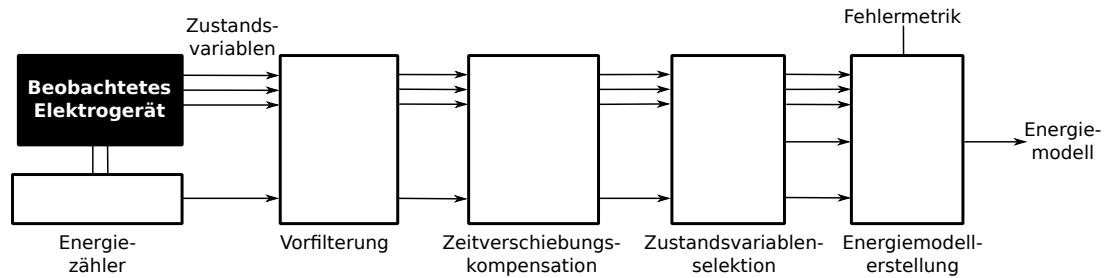


Abbildung 8: Schematischer Ablauf des Erstellungsprozesses von Energiemodellen.

von Elektrogeräten zu erfassen und zu identifizieren. Alternativ können elektromagnetische Emissionen gemessen und zur Identifikation von Gerätezuständen verwendet werden. Hierbei ist nicht unbedingt ein Sensor pro Elektrogerät notwendig - wie in Kapitel 6 dieser Arbeit gezeigt werden wird, können die zusätzlichen Sensoren mehrere Geräte gleichzeitig überwachen oder sogar die Benutzermobilität berücksichtigen. Beispielsweise ist die Verwendung eines einzelnen zusätzlichen Sensors zur Erfassung elektromagnetischer Emissionen zur Erfassung der Gerätezustandsdaten von Monitoren und Laptops in einem Büro denkbar. Hierbei können häufig Gerätezustandsdaten mehrere Geräte gleichzeitig erhoben werden. Bei der Verwendung eines solchen Ansatzes ist jedoch insbesondere auf eine lokale Datenverarbeitung zu achten, da mithilfe zusätzlich installierter Sensoren ebenfalls tiefgreifende Informationen über Benutzeraktivitäten gewonnen werden können welche die Privatsphäre-Präferenzen des Nutzers verletzen können.

Eine besondere Herausforderung bei der Erhebung von Geräte-Zustandsdaten ergibt sich durch nicht beobachtbare Zustandsvariablen. Können einzelne Zustandsvariablen nicht erhoben werden, fehlt die zugehörige Komponente in der vom Energiemodell berechneten Leistungsaufnahme des Energiemodells. Je nach Bauform und verwendeter Methodik der Datenerhebung können nicht beobachtbaren Zustandsvariablen einen beträchtlichen Anteil an der gesamten Leistungsaufnahme haben. Beispielsweise können Mikrofone als zusätzliche Sensoren nicht zur genauen Bestimmung der Stromaufnahme von Geräten mit elektrischen Heizstäben eingesetzt werden. Beim Aufheizen entstehen keine messbaren Geräusche, und somit kann der aktuelle Zustand der Heizstäbe nicht ermittelt werden. Oft weisen verdeckte Zustandsvariablen eine hohe Korrelation zu sichtbaren Zustandsvariablen auf, sodass diese die Modellgenauigkeit nicht wesentlich negativ beeinflussen.

#### 5.4 ABLEITUNG VON ENERGIEMODELLEN

Die schematische Vorgehensweise zur Erstellung eines Energiemodells wird in Abb. 8 dargestellt. Die eigentliche Ableitung des Energiemodells erfolgt hierbei in einem Offline-Lernschema. Zunächst ist es erforderlich, den Stromverbrauch des zu untersuchenden Gerätes zusammen mit den Geräte-Zustandsdaten zu erheben und als mehrdimensionale Zeitreihe abzuspeichern. Anschließend werden die gesammelten Daten mit einem Tiefpass-Filter vorgefiltert und eine eventuell vorhandene Zeitverschiebung zwischen den Leistungssignalen und den Zustandsvariablen kompensiert.

Anschließend wird das eigentliche Energiemodell mithilfe von Regressionsverfahren bestimmt. Da sowohl der Zusammenhang zwischen den Zustandsvariablen und dem Stromverbrauch des Gerätes abhängig von der Art des betrachteten Geräts ist, werden unterschiedliche Verfahren zur Modellierung eingesetzt und die Genauigkeit des resultierenden Energiemodells mithilfe einer Fehlermetrik miteinander verglichen. Die hierbei zu wählende Fehlermetrik hängt von den gewünschten Charakteristiken des Energiemodells ab.

Im Nachfolgenden werden die notwendigen Schritte zur Erstellung eines Energiemodells genauer betrachtet.

#### 5.4.1 Vorverarbeitung

Zur Erstellung von möglichst genauen Energiemodellen für beliebige Geräte müssen die Gerätezustandsdaten vorverarbeitet werden. Wie in Abb. 8 gezeigt, muss sowohl eine Vorfilterung als auch eine Kompensation der Zeitverschiebung erfolgen. Durch die Vorfilterung wird die Dynamik sowohl der gemessenen Leistungssignale als auch der gemessenen Zustandsvariablen reduziert und aneinander angeglichen. Für die Vorfilterung wurde ein Finite-Impulse-Response-Filter (FIR-Filter) mit einem Rechteckförmigen Filterkernel ausgewählt. Dieser Filtertyp weist eine gute numerische Stabilität auf und erzeugt eine lineare Phasenverschiebung. Der positive Einfluss der Vorfilterung auf die Genauigkeit des Energiemodells ist in Abbildung 9 dargestellt. In dieser Abbildung wird auf der x-Achse die Filterlänge und auf der y-Achse der resultierende Fehler für verschiedene Filterordnungen angetragen. Weiterhin zeigt die Abbildung die durch Reduktion des Dynamikumfangs ausgelöste Abweichung zwischen dem reellen Leistungssignal und dem gefilterten Leistungssignal. Je stärker die Eingangssignale vorgefiltert werden, desto stärker wird der Dynamikumfang des resultierenden Energiemodells gedämpft. Daher ist die zu wählende Filterordnung eine Abwägung zwischen der resultierenden, absoluten Genauigkeit des Energiemodells einerseits und einer schnellen Reaktion auf sich ändernde Eingangssignale andererseits. Für die im Rahmen dieser Arbeit erstellten Energiemodelle wurde eine Filterordnung von  $n = 2$  gewählt, um eine gute Genauigkeit mit einem hohen Dynamikumfang des Energiemodells zu kombinieren.

Aufgrund der fehlenden Zeitsynchronisation zwischen dem aktuell beobachteten Gerät und dem Leistungsmessgerät kommt es zu einer kleinen Zeitverschiebung zwischen den Geräte-Zustandsvariablen und den Leistungssignalen. Teilweise entstehen weitere Verzögerungen durch die in Leistungsmessgeräten eingesetzte Mittelwertbildung über eine gewisse Zeitdauer. Diese Zeitverschiebung kann jedoch mithilfe der Kreuzkorrelation bestimmt und vollständig kompensiert werden.

#### 5.4.2 Modellerstellung

Jede nach den zugrunde liegenden Genauigkeitsanforderungen benötigt Geräteklasse oder sogar jedes einzelne Gerät eine individuell parametrisierte Instanz eines Energiemodells. Die bestmögliche Genauigkeit wird mit einem analytischen Systemmodell des zu modellierenden Gerätes erreicht. Jedoch muss hierzu die genaue Funktionsweise des Gerätes bekannt sein. Weiterhin ist die Erstellung von analytischen

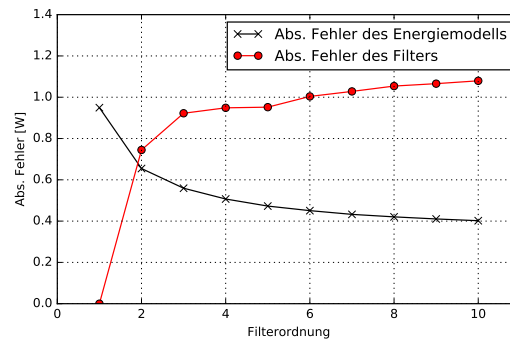


Abbildung 9: Trade-off zwischen der Fehlerreduktion durch Vorfilterung und der Reduktion der Frequenzauflösung im Vorverarbeitungsschritt.

Abkürzung	Klasse	Regressionsverfahren
ETR	Ensemble	Extra Tree Regressor
RFR	Ensemble	Random Forest Regressor
ERFR	Ensemble	Extra Tree Random Forest Regressor
kNNR	Instanz-basiert	K-Next Neighbours Regressor
LinearR	Linear	Simple Linear Regressor
LassoR	Linear	Lasso Regressor
LarsR	Linear	Lars Regressor
DTR	Entscheidungsbaum	Decision Tree Regressor

Tabelle 7: Implementierte Regressionsverfahren

Systemmodellen oft sehr zeitaufwändig, da dies in Handarbeit durchgeführt werden muss. Alternativ können Regressionsverfahren zur quantitativen Erstellung von Energiemodellen eingesetzt werden. Diese Verfahren stützen sich auf Datensätze, bestehend aus den Gerätezustandsdaten und dem Energiebedarf des Gerätes, um den Zusammenhang zwischen Gerätezustand und aktuellem Energiebedarf zu beschreiben. Ein genaues Wissen über die Funktionsweise des zu modellierenden Systems ist hierzu nicht erforderlich, jedoch kann der Energiebedarf nur näherungsweise bestimmt werden. Um Energiemodelle automatisiert für beliebige Geräte erstellen zu können, werden im Rahmen dieser Arbeit unterschiedliche Regressionsverfahren verwendet und passend für das jeweilige zu modellierende Elektrogerät ausgewählt. Eine Liste von unterstützten Regressionsverfahren findet sich in Tabelle 7. Um nun ein partikuläres Energiemodell für ein Elektrogerät erstellen zu können, muss zunächst der Leistungsverbrauch zusammen mit den Geräte-Zustandsdaten erhoben werden. Die Zeitdauer der Messung sollte hierbei so gewählt werden, dass der komplette Zustandsraum von möglichen Gerätezuständen beobachtet werden kann.

Im nächsten Schritt muss das für die Modellierung des Energiebedarfs am besten geeignete Regressionsverfahren sowie die am besten geeignete Teilmenge von relevanten Zustandsvariablen ausgewählt werden. Anschließend kann das Regressionsmodell mithilfe der vorab gesammelten Daten parametrisiert werden.



Wie in Tabelle 7 dargestellt, wurden im Rahmen dieser Arbeit acht unterschiedliche Regressionsverfahren umgesetzt. Die Eignung eines Regressionsverfahrens für die Modellierung des Energiebedarfs eines Elektrogeräts ist abhängig von den Charakteristiken des zu modellierenden Gerätes. Beispielsweise eignet sich das *LinearR*-Verfahren sehr gut für die Modellierung des Energiebedarfs einer gedimmten Lampe, wenn die Leistungsaufnahme direkt proportional zum eingestellten Helligkeitswert ist. Für einen Kühlschrank mit den vier Zuständen ( $S_0$  = warten,  $S_1$  = Kompressor an,  $S_2$  = Beleuchtung an,  $S_3$  = Kompressor an und Beleuchtung an) eignet sich ein Entscheidungsbaum-basiertes Verfahren.

Aufgrund der beschränkten Anzahl an Regressionsverfahren wird in dieser Arbeit für jedes Elektrogerät das optimale Energiemodell durch vollständiges Ausprobieren aller Lösungsmöglichkeiten ermittelt (Brute-Force-Ansatz). Hierzu wird zunächst jedes mögliche Regressionsverfahren mit den vorab erhobenen Geräte-Zustandsdaten trainiert. In einem zweiten Schritt wird das so erstellte Energiemodell auf einem Testdatensatz gemäß vorab definierter Gütemaßen (vgl. *Fehlermetriken*) evaluiert. Das in diesem Schritt am besten bewertete Verfahren wird für die weitere Verwendung ausgewählt.

Neben der Auswahl eines geeigneten Regressionsverfahrens ist es wichtig, geeignete Zustandsvariablen für das Energiemodell auszuwählen. So können widersprüchliche Informationen aus unterschiedliche Zustandsvariablen, welche die Güte des Energiemodells reduzieren, gezielt aufgelöst werden. Aufgrund der Vielzahl an möglichen Zustandsvariablen eignet sich ein Brute-Force-Ansatz für die Bestimmung der optimalen Menge von Zustandsvariablen nicht. Da der Suchraum mit jeder weiteren Zustandsvariablen exponentiell anwächst, ergeben sich für  $n$  Zustandsvariablen  $R = 2^n$  mögliche Lösungen. Im Rahmen dieser Arbeit wird daher auf eine einfache Heuristik zurückgegriffen, um eine gute Auswahl an relevanten Zustandsvariablen zu treffen. Die Funktionsweise dieser Heuristik ist ausschnittsweise in Algorithmus 1 dargestellt und funktioniert wie folgt: Zunächst wird die Pearson-Korrelation (vgl. 5.4.3) zwischen jeder einzelnen Zustandsvariablen und dem Zeitsignal der Leistungsaufnahme des Elektrogeräts berechnet. Anschließend erfolgt die Übernahme der Zustandsvariablen mit der höchsten Korrelation in die Ergebnismenge. Nun werden für alle Zustandsvariablen in der Eingabemenge die nachfolgenden Schritte wiederholt: Es wird ein Energiemodell mithilfe der derzeitigen Ergebnismenge erstellt und die Qualität dieses Modells berechnet. Anschließend wird jede Zustandsvariable in der Eingangsmenge testweise in die Ergebnismenge eingefügt. Nun wird mit der derzeitigen Ergebnismenge wiederum ein Energiemodell erstellt. Sollte die Güte des Energiemodells sich durch das Hinzufügen der Zustandsvariablen verbessert haben, verbleibt diese in der Ergebnismenge. Sollte sich die Güte verringert haben, wird die Zustandsvariable aus der Ergebnismenge entfernt. Die Heuristik ist abgeschlossen, sobald alle Zustandsvariablen aus der Eingangsmenge entfernt und überprüft wurden.

Mithilfe dieser Heuristik kann entschieden werden, welche Zustandsvariablen für die Erstellung des Energiemodells verwendet werden sollen. Jedoch ist Auswahl von Zustandsvariablen statisch. In manchen Fällen ist es möglicherweise sinnvoll, dynamisch für einzelne Zeitfenster oder sogar für jeden Zeitpunkt individuell zu entscheiden, welche Zustandsvariablen ausgewählt werden sollen, um die Güte des

---

```

def stateVar_select(allStateVars, regressor, trainData, testData, quality_m):
    # Initial keine Zustandsvariable selektieren
    selection = zeros(len(allStateVars))
    for var in allStateVars:
        quality = pearson_reg(regressor(trainData.state), trainData.power)
        quality_lst.append(quality)

    # Zustandsvariable mit hoechster Pearson Korrelation selektieren
    selection[argmax(quality_list)] = 1

    # Initiales Regressionsmodell parametrisieren
    regressor.fit(selection, trainData)
    quality = quality_m(regressor, selection, testData)

    # Alle Zustandsvariablen pruefen
    for i in range(len(allStateVars)):
        # Zustandsvariable testweise in Loesungsmenge uebernehmen
        selection[i] = 1

        # Neues Regressionsmodell parametrisieren
        regressor.fit(selection, trainData)
        new_quality = regressor.predict(selection, testData)

        if new_quality < quality:
            # Zustandsvariable verwerfen, wenn die Qualitaet kleiner wird
            selection[i] = 0
        else:
            # Qualitaet aktualisieren, wenn sich diese verbessert
            quality = new_quality

    return selection

```

---

Algorithmus 1: Heuristik zur Selektion geeigneter Zustandsvariablen

Energiemodells noch weiter zu verbessern. Ein Verfahren um für beliebige, voneinander unabhängige Segmente in Zeitserien optimale lineare Regressionsmodelle zu erstellen wird von Fearnhead [52] beschrieben.

#### 5.4.3 Gütefunktion

Wie in Algorithmus 1 dargestellt, wird zur Auswahl geeigneter Regressionsverfahren sowie einer geeigneten Teilmenge von Zustandsvariablen eine Gütefunktion benötigt. Diese Gütefunktion gleicht die Schätzwerte des Energiemodells mit der tatsächlich gemessenen Leistungsaufnahme des zu modellierenden Gerätes ab und ordnet diese einem Gütewert zu. Anhand dieses Gütewerts kann dann eine Entscheidung hinsichtlich der zu wählenden Modellparameter getroffen werden. Da die Wahl einer geeigneten Gütefunktion die Eigenschaften des erstellten Energiemodells beeinflusst, ist es wichtig eine für den Anwendungsfall geeignete Gütefunktion zu wählen. Im Rahmen dieser Arbeit wurden die folgenden Gütefunktionen umgesetzt:

1. *Korrelation nach Pearson.* Die Korrelation nach Pearson bewertet die lineare Korrelation zwischen den Zeitserien der tatsächlich gemessenen Leistungsaufnahme sowie der vom Energiemodell geschätzten Leistungsaufnahme. Jedoch bewertet diese Gütefunktion weder statische Offsets noch Fehler in der Skalierung. Diese Fehlermetrik wird nachfolgend als  $\epsilon_{pc}$  bezeichnet.
2. *Kumulierter absoluter Fehler.* Diese Gütefunktion ist definiert als Abweichung zwischen der tatsächlich vom modellierten Gerät verbrauchten Energie und der vom Modell geschätzten Energie. Wird das Energiemodell anhand dieser Gütefunktion erstellt, können Abweichungen im Energiebedarf minimiert werden. Jedoch kann das geschätzte Zeitsignal der Leistung hohe Abweichungen vom real gemessenen Zeitsignal der Leistung aufweisen. (Formelzeichen  $\epsilon_{tabs}$ )
3. *Mittlerer absoluter Fehler.* Dieses Gütemaß ist definiert als mittlere Abweichung zwischen dem Zeitsignal der realen Leistungsaufnahme und dem Zeitsignal der vom Modell geschätzten Leistungsaufnahme. Die Erstellung eines Energiemodells mit diesem Gütemaß führt zu Energiemodellen mit möglichst niedrigen mittleren Abweichungen auf Ebene von einzelnen Messpunkten. (Formelzeichen  $\epsilon_{mabs}$ )
4. *Mittlerer quadratischer Fehler.* Der mittlere quadratische Fehler ist definiert als Quadrat der Abweichung zwischen realer und geschätzter Leistungsaufnahme des zu modellierenden Gerätes. Die Wahl dieser Gütefunktion minimiert die Wahrscheinlichkeit des Auftretens von einzelnen, hohen Abweichungen zwischen den tatsächlichen und den geschätzten Leistungswerten. Im Gegensatz zum mittleren absoluten Fehler werden Modelle mit hoher Standardabweichung schlechter bewertet. Soweit nicht anders angegeben, wird dieses Gütemaß im Rahmen dieses Kapitels zur Bewertung von Energiemodellen verwendet. (Formelzeichen  $\epsilon_{mse}$ )

#### 5.4.4 Approximierung des Energiebedarfs

Nach der Parametrisierung des ausgewählten Regressionsverfahrens kann das Energiemodell verwendet werden, um den Energiebedarf des zugehörigen Gerätes zu schätzen. Für diesen Zweck werden die aktuellen Werte der Zustandsvariablen an das Energiemodell übergeben. Jedoch gibt es keine allgemeingültige Menge von Zustandsvariablen, welche sich für die Modellierung des Energiebedarfs beliebiger Elektrogeräte verwenden lassen.

In der heutigen Zeit sind sehr viele Elektrogeräte mit Mikrocontrollern zur Steuerung und Regelung der Gerätefunktionen ausgestattet. Es ist daher davon auszugehen, dass die elektronisch gesteuerten Geräte ihren Betriebszustand mit hinreichender Genauigkeit kennen. Jedoch fehlen derzeit häufig noch geeignete Schnittstellen zur Vernetzung dieser Geräte. Ohne diese Kommunikationsschnittstellen ist es nicht möglich, die Gerätezustandsdaten zu erheben. Im Rahmen dieser Arbeit wurden die Energiemodelle daher lediglich mit der Klasse von Bürogeräten, d. h. Computern, Laptops, Monitoren, und Druckern getestet. Diese Geräte enthalten fast immer Kommunikationsschnittstellen zur Erhebung von Gerätezustandsdaten und sind daher sehr gut für die Modellierung durch Energiemodelle geeignet. In der Tabelle 8

Parameter	Wertebereich	Abtaste
CPU Last	0,0 - 1,0	250 - 1.000 Hz
Disk IO	unsigned int	Bei jedem Disk-Zugriff
Net IO	unsigned int	Bei jedem RX/TX Paket
Disp. Brightness	0,0 - 1,0	Event-basiert
GPU Last	0,0 - 1,0	1 Hz
Batterie-Ladezustand	0,0 - 1,0	1Hz
relative Batterie-Laderate	float	1 Hz

Tabelle 8: Relevante Zustandsvariablen mit Wertebereich und maximale Auflösung für die Modellierung des Energiebedarfs eines Laptops

werden beispielhaft relevante Zustandsvariablen für die Modellierung des Energiebedarfs eines Laptops aufgezeigt.

Die derzeitigen Entwicklungen deuten jedoch darauf hin, dass zukünftig immer mehr Elektrogeräte direkt mit Kommunikationsschnittstellen zur Abfrage des Gerätezustands sowie zur Beeinflussung des Gerätes ausgestattet werden.

## 5.5 EVALUATION

Das Ziel dieses Kapitels ist es, die Güte von Energiemodellen zur Schätzung der Leistungsaufnahme von Elektrogeräten zu bestimmen. Hierbei erfolgt, bedingt durch die begrenzte Verfügbarkeit von Gerätezustandsdaten, zunächst eine Fokussierung auf die Modellierung des Energiebedarfs von Computersystemen. Zum einen ermöglichen Elektrogeräte dieser Klasse das einfache Erfassen und Beeinflussen von Gerätezuständen. Zum anderen weist der Energiebedarf dieser Geräteklasse eine hohe Dynamik auf und ist demzufolge schwierig zu modellieren. Darauf aufbauend wird anhand weiterer Geräteklassen die Generalisierbarkeit der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Ansätze überprüft.

Zur Durchführung der Evaluation wurde zunächst ein Dienst entwickelt, welcher die Gerätezustandsdaten zusammen mit dem tatsächlichen Stromverbrauch des zu untersuchenden Gerätes erhebt. Die hierbei erhobenen Zustandsvariablen werden in Tabelle 8 dargestellt. Zur Erfassung des Stromverbrauchs wurde ein Plugwise Circle+ Stromsensor verwendet, welcher die Leistungsaufnahme des angeschlossenen Gerätes mit einer zeitlichen Auflösung von 1 Hz erfassen kann.

Wie in Kapitel 5.4.2 beschrieben, wird zur Erstellung eines Energiemodells eine Menge von Trainings- und Verifikationsdaten benötigt. Die Trainingsdaten werden hierbei zur Modellerstellung verwendet und die Verifikationsdaten werden zur Gütebewertung des erstellten Modells eingesetzt. Darüber hinaus ist für die Evaluation von Energiemodellen die Erhebung von unabhängigen Testdaten notwendig.

Um den Zustandsraum der zu untersuchenden Computersysteme möglichst vollständig abbilden zu können, wurde ein Benchmark zur Auslastung der jeweiligen Systemparameter eingesetzt. Dieser Benchmark beeinflusst jede Zustandsvariable des zu betrachtenden Systems voneinander in jeweils 10 Einzelschritten. Bei der Mo-

dellierung eines Laptops wird so zunächst die CPU-Last von 0 bis 100% variiert. Anschließend werden Schreibzugriffe auf dem integrierten Datenspeicher simuliert, um abschließend sowohl Netzwerkzugriffe als auch die Display-Helligkeit zu variieren. Insgesamt dauert die Durchführung eines Benchmarks auf einem Laptop 460 Sekunden. Änderungen an der Batterieladung können mit diesem Verfahren nicht simuliert werden. Mithilfe dieses Benchmarks können die notwendigen Trainings- und Verifikationsdaten erhoben werden. Für die Erhebung der Testdaten ist diese Vorgehensweise allerdings nicht geeignet. Da die Testdaten die reelle Gerätenutzung bestmöglich widerspiegeln sollten, wurden die Testdaten in einem Zeitfenster mit herkömmlicher Gerätenutzung erhoben.

Neben Computersystemen wurde die Anwendbarkeit von Energiemodellen für Monitore, vernetzte Leuchtmittel, Drucker und Kaffeemaschinen untersucht. Zur Modellierung der Leistungsaufnahme von Monitoren wurde als einzige Zustandsvariable die Helligkeit der Hintergrundbeleuchtung eingesetzt. Diese Variable kann von einem angeschlossenen Computersystem via DDC/CI Schnittstelle abgefragt werden. Je nach eingesetzter Display-Technologie ist die Betrachtung des Helligkeitswertes nicht ausreichend. Beispielsweise ist es bei OLED-Displays erforderlich, das angezeigte Bild zu betrachten, da der Energiebedarf bei dieser Klasse von Displays vom Grafikinhalt abhängt. Für die höchste mögliche Genauigkeit ist in diesem Fall die Betrachtung der Farbverteilung oder eine niedriger aufgelöste Repräsentation des Bildinhaltes notwendig. Zur Modellierung des Energiebedarfs von vernetzten Leuchtmitteln wurde die fünf Parameter Helligkeit, Farbtemperatur und die einzelnen Farbkomponenten nach RGB verwendet. Zur Modellierung des Energiebedarfs des Druckers und der Kaffeemaschine wurden Geräuschemissionen als Zustandsvariablen eingesetzt.

Nachdem die zugrunde liegende Methodik zur Erhebung der Gerätezustandsdaten sowie von Referenzdaten zur Leistungsaufnahme erläutert wurde, werden im nachfolgenden Abschnitt relevante Eigenschaften der automatisch erzeugten Energiemodelle evaluiert. Hierbei werden die Eigenschaften *Genauigkeit*, *Generalisierbarkeit*, *Adaptierbarkeit*, *Langzeitstabilität* und *Energiebedarf* näher untersucht.

#### 5.5.1 Genauigkeit und Generalisierbarkeit

In dieser Untersuchung soll sowohl die Genauigkeit von Energiemodellen als auch die Generalisierbarkeit dieser Modelle untersucht werden. Beide Eigenschaften sind offensichtlich wichtige Qualitätskriterien für Energiemodelle. Eine hinreichend hohe Genauigkeit ist die Grundvoraussetzung für den Einsatz von Energiemodellen, während eine gute Generalisierbarkeit die Anzahl der bereitzustellenden Energiemodelle bzw. die Anzahl der auszuwertenden Zustandsvariablen verringert.

Zur Quantifizierung der Generalisierbarkeit wurden die Zustandsvariablen zusammen mit der Leistungsaufnahme von sechs unterschiedlichen Desktop-Computern erfasst. Hierbei wurden fünf Computer der Baureihe Lenovo ThinkCentre untersucht. Zwei dieser Computer waren hierbei baugleich (Lenovo 2, 3), zwei Systeme waren mit einer zusätzlichen, leistungsstärkeren Grafikkarte ausgestattet (Lenovo 4, 5), und ein System (Lenovo 1) war mit nur einer Festplatte ausgestattet. Das sechste

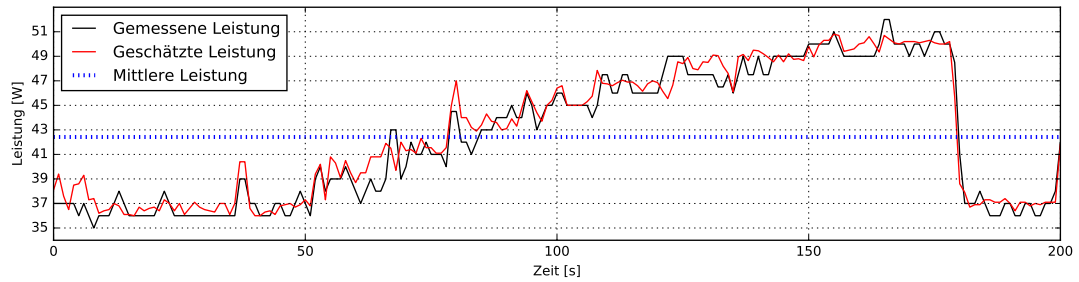


Abbildung 10: Die Abbildung zeigt die Schätzwerte eines Energiemodells für einen Lenovo T430s Laptop mit externem Monitor zusammen mit den tatsächlich erfassten Messwerten der Leistungsaufnahme. Das erstellte Energiemodell folgt dem realen Energiebedarf mit einem mittleren absoluten Fehler von  $\epsilon_{\text{mabs}} = 2,8\%$ .

System (Dell 1) wurde von einem anderen Hersteller gebaut und weist daher eine andere Bestückung mit Komponenten auf.

Auf allen Systemen wurden mithilfe des Benchmarks geeignete Trainings- und Verifikationsdaten erhoben. Die Erhebung von Testdaten erfolgte im Rahmen eines manuell durchgeführten Testlaufs mit den Lastprofilen *Video anschauen*, *Büroarbeiten erledigten*, *Rechercheaufgaben im Internet erledigen*, *eine Video-Datei transcodieren* sowie *ruhender Desktop*. Somit ist eine Unabhängigkeit der Testdaten gewährleistet.

Anschließend wurde auf dem Computersystem Lenovo 3 mithilfe der Trainings- und Verifikationsdaten ein Energiemodell erstellt und mithilfe der Testdaten von allen sechs Testsystemen hinsichtlich der Genauigkeit überprüft. Die Ergebnisse dieser Überprüfung sind in Tabelle 9 dargestellt. Diese zeigen, dass die erstellten Energiemodelle nicht an einzelne Instanzen eines Geräts gebunden sind, sondern eine hohe Genauigkeit für alle Geräte dieser Konfiguration aufweisen. Jedoch reduziert sich die Genauigkeit deutlich, sobald die Konfiguration des Zielgerätes von der Konfiguration abweicht, für die das Energiemodell ursprünglich erstellt wurde. Während eine Änderung der Festplattenkonfiguration einen moderaten Fehler von unter 3,5% verursacht, ergeben sich durch den Einbau einer leistungsstärkeren Grafikkarte deutlich höhere Fehler von bis zu 17%. Die Migration des Energiemodells auf ein Gerät eines anderen Herstellers hingegen verursachte aufgrund ähnlicher Hardware-Konfiguration einen Fehler von 13%.

Im nächsten Schritt wurde die Generalisierbarkeit von erstellten Energiemodellen für Monitore untersucht. Da der Energiebedarf von Monitoren im Wesentlichen von der Monitorfläche sowie der verbauten Display-Technologie abhängt, wurden nur Geräte einer Baureihe miteinander verglichen. Die sich hierbei ergebenden Streuungen werden im Wesentlichen durch Alterungseffekte sowie durch Bauteiltoleranzen ausgelöst. Zur Untersuchung wurden fünf Monitore des Herstellers miteinander verglichen. Für jeden Monitor wurde die Leistungsaufnahme in Abhängigkeit der eingestellten Displayhelligkeit für unterschiedliche Bildschirmhalte gemessen. Anschließend wurde für jeden Monitor ein Energiemodell erstellt und die Genauigkeit des Energiemodells anhand der Messdaten der vier anderen Monitore überprüft. Der resultierende mittlere absolute Fehler  $\epsilon_{\text{mabs}}$  schwankt hierbei zwischen 2,09% und 3,56% wie in Tabelle 9 dargestellt.



Gerät	Typ	$\epsilon_{\text{mabs}}$	Beschreibung
Lenovo 1	Desktop Computer	3,22%	Gerät mit nur einer HDD ausgestattet
Lenovo 2	Desktop Computer	1,53%	
Lenovo 3	Desktop Computer	0,75%	
Lenovo 4	Desktop Computer	17,01%	Andere Grafikkarte verbaut
Lenovo 5	Desktop Computer	17,01%	Andere Grafikkarte verbaut
Dell 1	Desktop Computer	13,28%	Migration auf anderer Baureihe
Dell A04	Monitor	2,21%	
Dell A04	Monitor	2,09%	
Dell A04	Monitor	2,11%	
Dell A05	Monitor	3,56%	

Tabelle 9: Genauigkeit von Energiemodellen bei Migration auf andere Geräte der gleichen Baureihe.

Eine mögliche Lösung zur vereinfachten Bereitstellung von Energiemodellen ist die Integration der Energiemodelle direkt in die Firmware von Elektrogeräten. In diesem Fall wird das Energiemodell bereits zur Entwicklungszeit erstellt, mit statischen Parametern für eine gesamte Baureihe parametrisiert und in der Firmware eines Gerätes hinterlegt. Jedoch zeigen die Ergebnisse dieser Evaluation, dass sich diese Form der Bereitstellung nur in Situationen mit bekannter, konstanter Gerätekonfiguration eignet.

### 5.5.2 Adaptierbarkeit

Es existiert eine Vielzahl an unterschiedlichen Elektrogeräten mit einem breiten Spektrum an Systemcharakteristiken. Um möglichst viele dieser Geräte zu unterstützen, muss das Verfahren zur Erstellung von Energiemodellen die charakteristischen Merkmale in der Leistungsaufnahme erkennen und diese bei der Auswahl des zu verwendenden Regressionsverfahrens in geeigneter Weise berücksichtigen.

Um die Adaptierbarkeit des Verfahrens zur Erzeugung von Energiemodellen zu überprüfen, wurde die Genauigkeit der erstellten Energiemodelle beispielhaft für neun Geräte aus den Kategorien 1) Geräte mit zusätzlicher Sensorik, 2) Geräte mit Netzwerkschnittstelle, und 3) Geräte mit Netzwerkschnittstelle und Rechenkapazität überprüft. Die Energiemodelle für Computer und Laptops wurden mit der in Abschnitt 5.5 beschriebenen Methodik erstellt. Zur Erstellung eines Energiemodells für Leuchtmittel vom Typ Philips Hue wurde die Leistungsaufnahme für 120 unterschiedliche Farben und Helligkeitswerte gemessen. Zur Erstellung der Energiemodelle für die Raumbelüftung, den Drucker und den Heißgetränkeautomat wurde die Leistungsaufnahme dieser Geräte zusammen mit den Geräuschemissionen über einen mehrstündigen Zeitraum erhoben, da diese Geräte keine direkte Schnittstelle zur Erhebung von Gerätezustandsdaten zur Verfügung stellen.

Gerät	Regressionsverfahren	$\epsilon_{\text{tabs}}$	Gerätekategorie
Laptop Dell 1	ERFR	2,067 %	3
Laptop Lenovo 1	ERFR	0,683 %	3
Laptop Lenovo 2	kNNR	2,685 %	3
Macbook	LassoR	0,162 %	3
Gaming PC	LassoR	3,400 %	3
Philips Hue Leuchtmittel	kNNR	4,539%	2
Raumbelüftung	RFR	1,322%	1
Canon Drucker	ERFR	3,757%	1..2
Heißgetränkeautomat	DTR	10,8%	1

Tabelle 10: Genauigkeit der Energiemodelle für unterschiedliche Elektrogeräte

Die Ergebnisse dieser Analyse werden in Tabelle 10 dargestellt. Wie aus den vorhergehenden Analysen zu erwarten, erzielen die erzeugten Energiemodelle sowohl für Laptop als auch für Desktop Computer eine sehr gute Genauigkeit. Geräte der Kategorien 1 und 2 weisen jedoch teilweise eine verminderte Genauigkeit auf. Dies ist auf das Fehlen von genauen Informationen zum aktuellen Betriebszustand der Geräte zurückzuführen. Eine Ausnahme bildet hier jedoch das Energiemodell für die Philips Hue. Da diese LED-basierte Beleuchtung eine maximale Leistungsaufnahme von 7 W aufweist, ist der beobachtete Fehler von 4,5% im Wesentlichen auf die Ungenauigkeiten des verwendeten Leistungsmessgeräts zurückzuführen.

### 5.5.3 Langzeitstabilität

Um die Stabilität der erstellten Energiemodelle über einen längeren Zeitraum zu testen, wurde die Leistungsaufnahme von drei Laptop-Systemen und den zugehörigen Zustandsvariablen über den Zeitraum von einem Monat aufgezeichnet. In diesem Zeitfenster wurden die Laptops von ihren Nutzern zur regulären Büroarbeit eingesetzt. Im Falle eines Arbeitsplatzumzugs wurden die Nutzer angewiesen, das notwendige Equipment zur Messung des Stromverbrauchs ebenfalls mit umzuziehen. In Zeitfenstern mit Batteriebetrieb, d. h. ohne Anschluss an das Stromnetz, konnten jedoch keine Testdaten gesammelt werden. Anschließend wurde für jedes der drei untersuchten Geräte, mithilfe des Benchmarks, ein Trainings- und Verifikationsdatensatz erstellt und zur Parametrisierung des Energiemodells eingesetzt. Um die erhobenen Daten auszuwerten, wurden die gesammelten Daten in Blöcke von jeweils 60 Sekunden geteilt und die Genauigkeit der Energiemodellierung auf jedem dieser Blöcke getrennt voneinander berechnet. Die Ergebnisse dieses Experiments sind in Tabelle 11 dargestellt. Hierbei zeigt sich, dass die erstellten Energiemodelle für den untersuchten Zeitraum eine gleichbleibend hohe Genauigkeit aufweisen. Lediglich der Laptop 1 weist eine hohe Standardabweichung auf, was auf unzureichendes Training durch das Benchmarking-Verfahren hindeutet.



Gerät	Laptop 1	Laptop 2	Laptop 3
Messpunkte	53.269	20.279	107.661
Hersteller	Dell	Lenovo	Lenovo
Serie	Latitude 6440	T440s	T430s
Betriebssystem	Linux	Win	Win
Messdauer [h]	14h 48m	7h 20m	29h 50m
$P_{\text{mean}}$ [W]	29,83	37,19	15,66
$\epsilon_{\text{mabs}}$ [%]	6,02	2,19	5,00
$P_{\text{mabs}}$ [W]	1,8	0,81	0,78
$\sigma$ [W]	3,56	0,33	0,44
Regressor	ETR	ERFR	ERFR

Tabelle 11: Langzeitstabilität der erstellten Energiemodelle. Die Ergebnisse legen nahe, dass die erreichbare Genauigkeit von der betrachteten Geräteklasse abhängt.

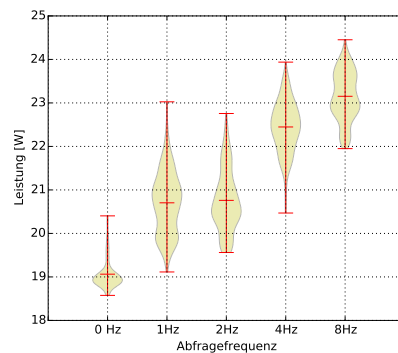


Abbildung 11: Energiebedarf ausgelöst durch das Abfragen von Gerätezustandsdaten. Beim untersuchten Gerät handelt es sich um einen Lenovo T430s.

#### 5.5.4 Energiebedarf

Durch das regelmäßige Abfragen der Zustandsvariablen entsteht zusätzlicher Berechnungsaufwand und darüber hinaus ein erhöhter Energiebedarf des Gerätes. Um die Höhe des zusätzlichen Energiebedarfs zu ermitteln, wurde die Abfragerate der Zustandsvariablen zwischen 0 Hz und 8 Hz variiert und jeweils der resultierende Leistungsverbrauch über einen Zeitraum von 400 Sekunden gemessen. Die Ergebnisse dieser Messung werden in Abbildung 11 dargestellt. Wie zu erwarten steigt der Leistungsverbrauch in Abhängigkeit der gewählten Abtastrate an. Der sprunghafte Anstieg dieses Verlaufs ist durch die Tatsache zu erklären, dass die Erhebung von Gerätezustandsdaten die Zeitdauer reduziert, in der sich der Prozessor im Energiesparmodus befinden kann. Möglicherweise lässt sich der Energiebedarf bei der Erhebung von Zustandsvariablen durch Optimierungen der Implementierung noch deutlich senken.

## 5.6 FAZIT

In diesem Kapitel wurde der Zusammenhang zwischen verfügbarer Datengranularität und der erreichbaren Genauigkeit von Energiemodellen untersucht. Wie zu erwarten ist die erreichbare Genauigkeit umso höher, je mehr Gerätezustandsdaten zur Betrachtung und Modellierung zur Verfügung stehen. Jedoch können, je nach betrachteter Geräteklasse, selbst mit sehr einer sehr groben Auflösung für viele Geräteklassen hinreichend hohe Genauigkeiten erzielt werden. Der erreichbare Schätzfehler liegt, je nach Geräteklasse und Güte der Gerätezustandsdaten, im Bereich zwischen 2% und 10% und ist damit vergleichbar mit dem Messfehler von kommerziell erhältlichen, verteilten Stromsensoren. So haben beispielsweise die verteilten Stromsensoren der Firma Plugwise laut Herstellerangabe eine Messunsicherheit von bis zu 5%<sup>1</sup>.

Weiterhin wurde in diesem Kapitel gezeigt, dass die *Generalisierbarkeit* von Energiemodellen begrenzt ist, d. h. dass nach Möglichkeit bedingt durch Bauteilabweichungen und Unterschieden im Aufstellungsort und in den Betriebsbedingungen durch die Verwendung geräteindividueller Energiemodelle eine deutlich bessere Genauigkeit bei der Modellierung des Energiebedarfs erzielt werden kann. Daher besteht die hauptsächliche Schwierigkeit nicht in der mathematischen Modellierung, sondern in der möglichst einfachen Erhebung von Geräte-Zustandsdaten und der Erstellung von geräteindividuellen Energiemodellen. Kernidee der automatisierten Ableitung von Energiemodellen ist die Fusion von zentralisiert gemessenen, kumulierten Leistungsdaten mit den Gerätezustandsdaten aktiver Geräte. So können bei jeder Zustandsänderungen eines Gerätes die nahezu zeitgleich auftretenden Leistungsänderungen beobachtet und in einem individuellen Energiemodell für das betrachtete Gerät abgebildet werden. Die im Rahmen dieses Kapitels gewonnen Erkenntnisse motiviert also die nachfolgenden Forschungsfragen:

1. Wie lassen sich grob aufgelöste Gerätezustandsdaten für alle Geräteinstanzen mit möglichst geringem Aufwand erheben?
2. Wie können aus zentralisiert gemessenen, für alle aktiven Geräten kumulierten Leistungsdaten durch geeignete Datenfusion Geräte-individuelle Energiemodelle abgeleitet werden?

---

<sup>1</sup> Quelle: Plugwise Circle Benutzerhandbuch. Revision E2749

## EXTRAKTION VON GERÄTEZUSTANDSDATEN AUS ALLGEGENWÄRTIGEN UMGEBUNGSGERÄUSCHEN

---

*Jeder intelligente Narr kann Dinge größer, komplexer und gewalttätiger machen. Es braucht einen Hauch Genie und eine Menge Mut, um in die entgegengesetzte Richtung zu gehen.*

— **Ernst Friedrich Schumacher**  
ein früher Prophet der Nachhaltigkeit

### 6.1 MOTIVATION

Wie in Kapitel 5 gezeigt werden konnte, ist die Modellierung des Energiebedarfs eines Elektrogerätes möglich, wenn hinreichend genaue Informationen zum aktuellen Zustand des zu modellierenden Gerätes vorliegen. Jedoch ist die Erhebung dieser sogenannten Gerätezustandsdaten häufig schwierig, da bestehende Ansätze die Kooperation der zu überwachenden Geräte erforderlich macht. Diese ist häufig nicht gegeben, da entweder die Geräte keine technischen Mittel zur Bereitstellung der Gerätezustandsdaten enthalten oder die Bereitstellung dieser Daten vom Hersteller dieses Gerätes nicht gewünscht ist. Es sind daher alternative Methoden zur Erhebung von Gerätezustandsdaten erforderlich.

Indirekte Messverfahren basieren auf der Ausnutzung bekannter Korrelationen zwischen der gewünschten Messgröße und der tatsächlich erhobenen Messgröße. Statt die gewünschte Messgröße direkt zu erheben, ist es häufig einfacher eine Hilfsgröße zu messen, welche eine bekannte Korrelation mit der gewünschten Zielgröße aufweist. Durch indirekte Messverfahren lässt sich häufig die technische Realisierung des Messsystems vereinfachen.

Diese Vorteile treffen auch für die Messung des Stromverbrauchs auf Ebene von Einzelgeräten zu. Statt eine Vielzahl an zusätzlichen Sensoren zu installieren, erfolgt die Messung indirekter Emissionen, welche durch den Stromverbrauch ausgelöst werden.

Als indirekte Messgröße eignet sich die Auswertung allgegenwärtiger, bei der Gerätenutzung entstehenden, akustischen Emissionen. Diese Emissionen können mit einem fest im Raum installierten Mikrofon oder alternativ mit einem Smartphone aufgezeichnet werden. Eine anschließende Auswertung dieser Signale gibt Aufschluss über die in der Umgebung durchgeführten Aktivitäten und somit häufig auch über die verwendeten Elektrogeräte und deren Betriebszustand. Wenn zur Messung der Emissionen herkömmliche Smartphones eingesetzt werden, sorgt dies weiterhin für eine erhebliche Vereinfachung des Einrichtungsprozesses.

Im nachfolgenden Kapitel wird ein Verfahren vorgestellt, um aus allgegenwärtigen Umgebungsgeräuschen relevante Zustandsparameter von Elektrogeräten zu extrahieren.

## 6.2 EXTRAKTION VON AKTIVITÄTSDATEN AUS UMGEBUNGSGERÄUSCHEN

Wie im Kapitel 3 gezeigt wurde, benötigen Systeme zum Überwachen von Stromflüssen in Gebäuden häufig die Installation spezieller Sensorik. Durch diese Vorgehensweise ergeben sich drei wesentliche Nachteile:

1. Es entstehen Anschaffungskosten für diese zusätzliche Hardware.
2. Zusätzliche Sensoren müssen an einer Vielzahl von Messpunkten installiert werden.
3. Die erhobenen Daten zum Verbrauch enthalten keinen Personenbezug. Somit wird eine Auswertung der Daten in Mehrpersonenhaushalten erschwert.

Um diese Einschränkungen zu umgehen, wird in diesem Kapitel ein System vorgestellt, welches die akustischen Emissionen einer Vielzahl von Aktivitäten erkennt und diesen einen Stromverbrauch zuordnet. Diese Messungen können von handelsüblichen Smartphones ausgeführt werden, welche die Umgebungsgeräusche erfassen, die zugehörige Nutzeraktivität ermitteln, und dann mithilfe eines Energiemodells den Stromverbrauch dieser Aktivität bestimmen. Als weiteren Vorteil, neben einer deutlichen Vereinfachung des Installationsprozesses, kann in vielen Fällen der Energiebedarf direkt einem verantwortlichen Nutzer zugeordnet werden. Diese Nutzerzuordnung ist insbesondere beim Ableiten von Handlungsempfehlungen zum Energiesparen wichtig. Wie von Darby [32] gezeigt, stellen personalisierte Handlungsempfehlungen ein effektives Werkzeug dar, um Benutzer zu einem effizienteren Umgang mit Energie zu motivieren. Das System zur Auswertung akustischer Emissionen zur Aktivitätserkennung wird nachfolgend als SensiMate bezeichnet.

### 6.2.1 Modellierung des Energiebedarfs

Aufbauend auf die Erkennung der Benutzeraktivitäten gilt es, den Energiebedarf dieser Aktivitäten zu ermitteln. Hierzu sind zwei wesentliche Fälle zu unterscheiden:

1. Vom Benutzer gestartete Aktivitäten mit fester Dauer.
2. Aktiv durch den Benutzer ausgeführte Aktivitäten mit variabler Dauer.

Im ersten Fall werden die Aktivitäten vom Nutzer gestartet und laufen dann autark ohne weiteres Zutun des Benutzers im Hintergrund weiter, bis diese abgeschlossen sind. In diesem Fall hängt der Energiebedarf der Aktivität im Wesentlichen von den im Rahmen der Aktivität verwendeten Elektrogeräte und deren Einstellungen ab. Beispiele für diese Art von Aktivitäten sind das Waschen von Wäsche, die Benutzung der Spülmaschine oder des Toasters. Im zweiten Fall wird die Aktivität explizit durch den Nutzer ausgeführt. Daher bestimmt der Nutzer maßgeblich die Dauer und somit auch den Stromverbrauch dieser Aktivität. Beispielhaft sind hier die Aktivitäten Staubsaugen oder Fernsehen zu nennen.

Zur Modellierung der vom Nutzer gestarteten Aktivitäten wird die aufgewendete Energie dieser Aktivität als konstant angenommen. Daher ist es lediglich erforderlich, den Start der Aktivität zu erkennen, um die aufgewendete elektrische Energie

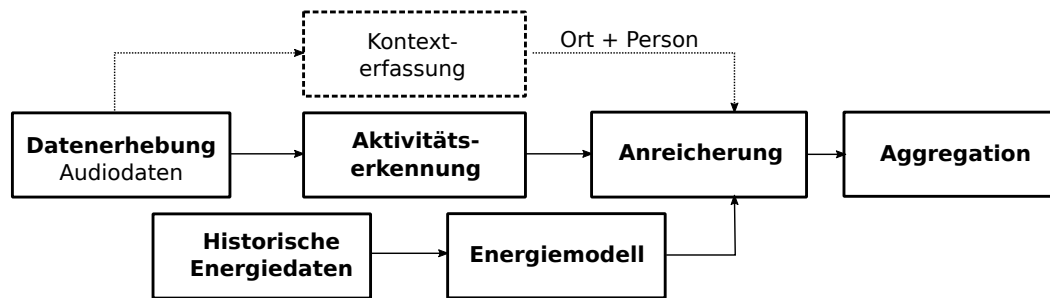


Abbildung 12: Datenfluss zur Ermittlung von Gerätezustandsdaten aus allgegenwärtigen Umgebungsgeräuschen.

zu ermitteln. Eine dauerhafte Anwesenheit des Nutzers ist nicht erforderlich, um die verbrauchte Energie zu ermitteln. Wird das Smartphone des Benutzers zur Aktivitätserkennung eingesetzt, ist von einer begrenzten Genauigkeit dieses Ansatzes auszugehen, da die Aktivitäten bedingt durch die Mobilität des Sensors nicht kontinuierlich erfasst werden können. So können Schwankungen in der Laufzeit bzw. im Energiebedarf von modernen Elektrogeräten, welche sich an aktuelle Umgebungsbedingungen anpassen, nicht erkannt werden. Diese Einschränkung entfällt jedoch bei der Installation von dedizierten, statischen Sensoren zur Aktivitätserkennung, da diese eine kontinuierliche Messung vornehmen können.

Für direkt vom Benutzer ausgeführte Aktivitäten ist es erforderlich, die genaue Laufzeit der Aktivität zu ermitteln. Da die Ausführung der Aktivität jedoch aktiv durch den Nutzer erfolgt, ist davon auszugehen, dass auch mit Smartphones die Dauer der Aktivität erfasst werden kann. Mit bekannter Aktivität und bekannter Dauer kann ein Regressionsverfahren zur Schätzung der aufgewendeten Energie eingesetzt werden.

### 6.2.2 Systemübersicht

Wie in Abbildung 12 dargestellt, besteht das SensiMate-System aus einer Datenfluss-Pipeline mit fünf wesentlichen Komponenten. Die erste Stufe dieser Pipeline besteht aus dem Audio-Sensor, welcher einen Rohdatenstrom erfasst und diesen zur weiteren Verarbeitung an die zweite Stufe weitergibt. In der zweiten Stufe werden die Rohdaten mit einer Fensterfunktion segmentiert und anschließend zur Aktivitätserkennung genutzt. Der hieraus resultierende Aktivitäts-Datenstrom wird in der dritten Pipeline-Stufe mit Energiemodellen aus historischen Verbrauchsdaten angereichert. Im letzten Schritt wird der resultierende Datenstrom akkumuliert und zur Erstellung von Berichten abgespeichert. Zusätzlich können weitere, für die Aggregation relevante Kontextparameter wie der Aufenthaltsort oder sich in der Nähe befindliche Personen erfasst und ebenfalls mit dem Aktivitäts- und Energiedatenstrom verschmolzen werden. So können beispielsweise ortsbezogene Energiebedarfe ermittelt werden.

Im Wesentlichen können für ein solches Verarbeitungsmodell Audiodaten, Videodaten, Beschleunigungsdaten, oder hochgenaue Positionsdaten in einer beliebigen

Kombination verwendet werden. Aus Überlegungen hinsichtlich der einfachen Anwendbarkeit erfolgt im Rahmen dieser Arbeit jedoch eine Beschränkung auf Audio-daten. Über Smartphone-integrierte Sensoren können diese Datenströme lageunabhängig, ohne zusätzlichen Einrichtungsaufwand, erfasst werden. Lediglich in Umgebungen mit hohen Hintergrundgeräuschen scheidet die Verwendung einer Audio-basierten Aktivitätserkennung aus.

Sensordaten von Beschleunigungssensoren ließen sich ebenfalls einfach in das System integrieren, um zusätzlich Aktivitäten mit Bezug zu Bewegungen erkennen zu können. Jedoch ist auf diese Weise eine Korrelation zu einem Energiebedarf nur schwerlich eindeutig erkennbar. So könnte ein sich bückender Benutzer die Waschmaschine verwenden, den Trockner verwenden, den Geschirrspüler einräumen, etwas aus einem Kühlschrank entnehmen oder sich die Schuhe binden. Daher wurde auf die Integration von Beschleunigungssensoren verzichtet.

Mit Ausnahme der Datenerhebung kann jede Pipeline-Stufe entweder lokal auf dem Smartphone oder auf einem dedizierten Server ausgeführt werden. Hierbei ergeben sich für jede Architekturentscheidung spezifische Vor- und Nachteile. Eine genaue Diskussion beider Ansätze wurde von Rossi [126] zusammengestellt. Im Rahmen dieser Arbeit wurden die Pipeline-Stufen soweit wie möglich auf einem dedizierten Server ausgeführt, um möglichst kurze Iterationszyklen bei der Entwicklung zu erreichen und den Aktualisierungsprozess zu zentralisieren. Für eine weiterführende Nutzung empfiehlt es sich nicht zuletzt aus Gründen des Datenschutzes, die Verarbeitungsschritte möglichst Geräte-lokal auszuführen.

### 6.3 IMPLEMENTIERUNG

Wie in Kapitel 6.2.2 beschrieben wurde, befinden sich die Komponenten des SensiMate-Systems in einer Pipeline-Anordnung. In diese Pipeline wird ein Audio-Rohdatenstrom eingegeben, dieser wird in der Pipeline transformiert und die Ausgabe entspricht einem Aktivitätsdatenstrom, welcher mit Energiebedarfsdaten angereichert ist. Hierbei weist das Pipeline-Konzept vielfältige Vorteile auf. Diese sind konzeptuelle Einfachheit, Parallelisierbarkeit, eine Entkopplung des Kontrollflusses einzelner Pipeline-Stufen, sowie die Möglichkeit zur Verarbeitung von Datenströmen mit zeitlich unbegrenzter Länge. Diese Vorteile ergeben sich aus der Tatsache, dass jede Pipeline-Stufe nur von der Schnittstelle der vorhergehenden bzw. nachfolgenden Pipeline-Stufe abhängt. Direkte, funktionale Abhängigkeiten der Pipeline-Stufen untereinander existieren nicht. Somit können nichtfunktionale Eigenschaften wie datenparallele Verarbeitung, Warteschlangen oder die Verarbeitung auf entfernten Maschinen mithilfe von Middleware-Komponenten einfach nachgerüstet werden. Weiterhin können beliebige Pipeline-Stufen durch alternative Implementierungen mit dem gleichen Interface ersetzt werden. Nachfolgend erfolgt eine detaillierte Erklärung der einzelnen Pipeline-Stufen.

#### 6.3.1 Stufe 1: Datenerhebung

In dieser ersten Stufe werden Audio-Daten vom Mikrofon erfasst und als Sensordatenstrom bereitgestellt. Hierzu wurde ein auf Android-Smartphones ausführbarer

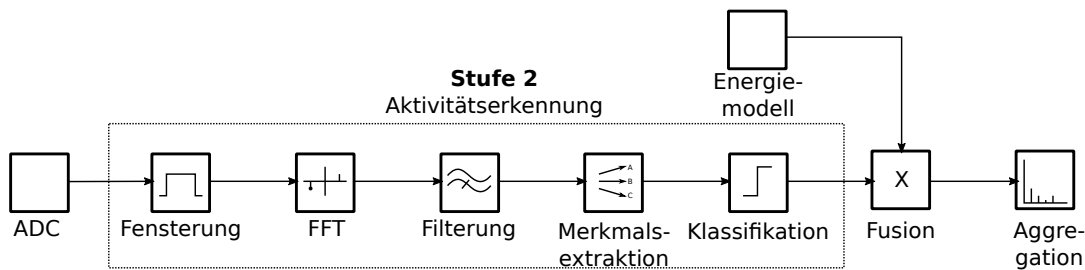


Abbildung 13: Datenfluss zur Ermittlung von Gerätezustandsdaten und Energiebedarfen aus allgegenwärtigen Umgebungsgeräuschen.

Hintergrunddienst entwickelt. Dieser wurde auf eine einfache Erweiterbarkeit durch Plugins ausgelegt, sollten neben den Audiodaten zukünftig weitere Datenströme für die Verarbeitung erfasst werden. Die erhobenen Datenströme können entweder direkt in die nächste Stufe der Verarbeitungspipeline eingegeben oder zur späteren Eingabe abgespeichert werden. Insbesondere das Abspeichern der Datenströme ist in Situationen mit eingeschränkter oder fehlender Internet-Konnektivität relevant. In diesem Fall kann der erhobene Datenstrom abgespeichert werden, bis wieder eine hinreichende Verbindung zur Verfügung steht. Weiterhin existiert in dieser Stufe eine Eingabemöglichkeit für den Benutzer, um spezifische Situationen bzw. Messwerte manuell zu benennen. Diese Funktionalität ist für die Erhebung von Trainings- und Verifikationsdaten relevant. In einer späteren Nutzung kann diese Funktionalität vom Endbenutzer für das Anlernen neuer Situationen eingesetzt werden, falls dies erforderlich wird.

Derzeit entsteht durch das kontinuierliche Erfassen der Audiodaten ein signifikanter Energiebedarf, welcher die Laufzeit des Smartphones deutlich beeinträchtigt. Jedoch könnte durch eine verbesserte Integration oder durch eine Verlagerung der Funktionalität in die Smartphone-Hardware eine erhebliche Reduktion des Energiebedarfs erzielt werden.

### 6.3.2 Stufe 2: Erkennung der Aktivitäten

Wie in Abschnitt 6.2.2 beschrieben, ist die Aufgabe dieser Pipeline-Stufe die Deduktion der Aktivitäten, basierend auf dem eingehenden Sensordatenstrom. Um diese Aufgabe zu erfüllen, setzt sich diese Pipeline-Stufe aus den fünf Teilschritten *Fensterung*, *Entfernung von Rauschen*, *Feature-Extraktion*, *Klassifikation* und *Reduktion* zusammen. Das Zusammenspiel dieser Komponenten wird in Abbildung 13 aufgezeigt und nachfolgend beschrieben:

#### 6.3.2.1 Fensterung:

Die erste Stufe der Aktivitätserkennung teilt den zeitlich unbegrenzten Eingabedatenstrom auf in kleine einfacher zu verarbeitende Segmente, sogenannte Fenster. Hierzu wird eine Fensterfunktion verwendet, welche die Daten in Fenster einer konstanten Länge und mit einer gewissen Überlappung mit dem vorhergehenden



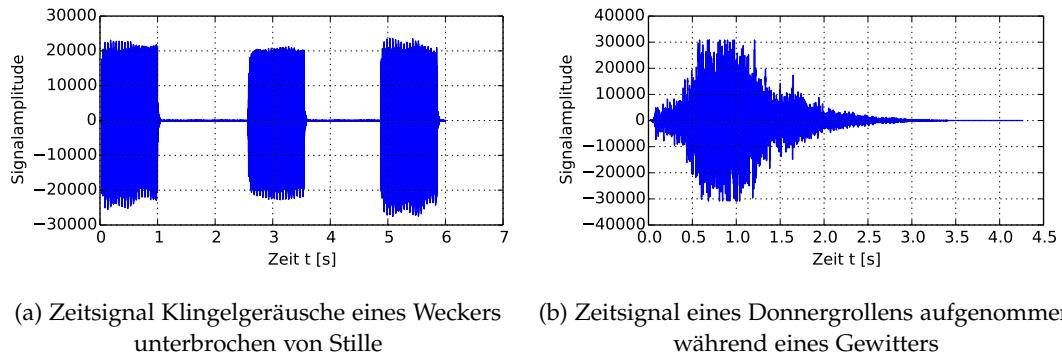


Abbildung 14: Beispielhafte Darstellung von alltäglichen Umgebungsgeräuschen.

Fenster aufteilt. Als Fenstergröße wurden 4.096 Datenpunkte ausgewählt, welche bei einer Abtastrate von 44,1 kHz einer Segmentlänge der Audiodaten von 10,8 ms entspricht. Die Überlappung zweier aufeinander folgenden Fenstern entspricht 50%, um jede einzelne Stelle im Eingangsdatenstrom in zwei Fenstern zu betrachten. So können negative Auswirkungen durch die statische Festlegung der Fenstergrenze vermieden werden. Je größer die gewählte Fensterlänge, desto feiner können unterschiedliche Frequenzen aufgelöst werden. Da der Startzeitpunkt einer Aktivität unbekannt ist, ergibt sich für sehr lange Fenster jedoch zwangsläufig die Situation, dass ein Fenster zwei Audiodaten von zwei oder mehr Aktivitäten enthält. Aus diesem Grund wurde die kleinstmögliche Fenstergröße gewählt, bei der immer noch gute Erkennungsraten erzielt werden können.

Sollte die resultierende Güte nicht ausreichen, könnte eine verbesserte Segmentierung vorgeschaltet werden. Diese könnte mit sehr kurzen Fenstergrößen arbeiten und die Änderungszeitpunkte zwischen zwei Aktivitäten erkennen, um so die Genauigkeit der nachfolgenden Verarbeitungsschritte zu erhöhen.

#### 6.3.2.2 Filterung unbekannter Aktivitäten:

Das Ziel dieses Verarbeitungsschrittes ist es, Zeitfenster ohne offensichtlich bestimmbare Aktivität zu entfernen. Diese Zeitfenster können entweder Stille oder Hintergrundgeräusche wie Stimmen, Geräusche von Fahrzeugen, Musik oder sonstiges Rauschen enthalten. Die Entfernung dieser Störgeräusche ist höchst wichtig, um eine hohe Genauigkeit der Aktivitätserkennung auch unter schwierigen akustischen Bedingungen zu erhalten. In nachfolgenden Verarbeitungsschritten können Fenster ohne erkennbare Aktivität nur schwerlich entdeckt und entfernt werden, stattdessen wird diesen Fenstern eine ungültige Aktivität zugeordnet werden. Dies reduziert die Genauigkeit des Gesamtsystems. Um dieser Genauigkeitsreduktion vorzubeugen, müssen Zeitfenster ohne bestimmbare Aktivität bestmöglich ausgefiltert werden. Hierzu wird ein zweistufiges Verfahren verwendet. Zunächst werden Zeitfenster der Stille erkannt und identifiziert um anschließend mithilfe eines Gauss'schen Mischverteilungsmodells die Wahrscheinlichkeit zu ermitteln, dass ein Fenster zu einer der Aktivitätserkennung bekannten Klasse gehört.



Das im Rahmen dieser Arbeit verwendete Schema zur Erkennung von Stille entspricht einer Modifikation der Geräuscherkennung von Cohen [29]. Dieses wird z. B. vom Speex-Audiocodec eingesetzt, um Segmente ohne menschliche Sprecher zu erkennen und ein anderes Kompressionsschema für diese Segmente zu verwenden. Die Vorgehensweise zur Filterung von Rauschen ist wie folgt: Zunächst wird im aktuellen Fenster die Signalenergie berechnet. Unterschreitet diese einen gewissen Schwellwert, dann enthält das Fenster nur sehr leise Geräusche und wird verworfen.

Betrachtet man beispielsweise die Abbildung 14a, wird offensichtlich, dass mit diesem Verfahren die Zeitfenster zwischen den einzelnen Wecktönen erkannt und ausgefiltert werden können. Allerdings ist mit diesem einfachen Verfahren keine Filterung von unbekannten Hintergrundgeräuschen möglich. Das in Abbildung 14b dargestellte Donnergeröll, welches während eines Gewitters aufgenommen wurde, kann auf diese Weise nicht erkannt und ausgefiltert werden. Zwar könnte man versuchen, die audio-basierte Aktivitätserkennung soweit zu verallgemeinern, dass nahezu beliebige Audio-Ereignisse identifiziert werden können, jedoch würde dies den Aufwand zur Modellerstellung massiv erhöhen und keine zusätzlichen Vorteile für die im Rahmen dieser Arbeit vorgestellte Anwendung erbringen. Stattdessen wird mithilfe eines Gauss'schen Mischverteilungsmodells die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu einer bekannten Klasse von Aktivitäten ermittelt.

Hierzu müssen zunächst charakteristische Merkmale aus den Audio-Signalen extrahiert werden. Diese Merkmalsextraktion erfolgt analog zu der im nachfolgenden Kapitel 6.3.2.3 beschriebenen Methodik. Anschließend muss die Zugehörigkeit des aktuell betrachteten Merkmalvektors zu einer der bekannten Klassen ermittelt werden. Hierzu wird der Merkmalvektor  $x_k = (x_0, x_1, \dots, x_k)^T$  nachfolgend in die Dichtefunktion der Gauss'sche Mischverteilung mit  $N$  Komponenten eingesetzt:

$$\text{pdf}(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^N \frac{\exp(-\frac{1}{2}(x - \mu_n)^T \Sigma_n^{-1} (x - \mu_n))}{\sqrt{(2\pi)^k |\Sigma_n|}} \quad (17)$$

Ist die Anzahl der Mischkomponenten bekannt, können die Erwartungswerte  $\mu$  und die Kovarianzmatrix  $\Sigma$  mithilfe eines Expectation-Maximization Algorithmus aus Trainingsdaten ermittelt werden [67]. Hierbei wird eine Normalverteilung mit den Erwartungswerten  $\mu$  und der  $k \times k$  Kovarianzmatrix  $\Sigma = \text{Cov}[X_i, X_j]$  mit  $i = 1, 2, \dots, k, j = 1, 2, \dots, k$  der zugrunde liegenden Daten vorausgesetzt:

$$x_k \sim N_k(\mu, \Sigma)$$

Als Ergebnis erhält man die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit des Merkmalsvektors zu den Komponenten der Mischverteilung. Basierend auf diesem Wahrscheinlichkeitswert kann anschließend mithilfe des Schwellwerts  $\text{Pr}_{\text{drop}}$  entschieden werden, ob der zu prüfende Merkmalsvektor zu verwerfen ist oder zur weiteren Klassifikation betrachtet werden muss.

$$\text{Filt}(x) = \begin{cases} 1 & \text{wenn } \text{pdf}(x) > \text{Pr}_{\text{drop}} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

Offensichtlich kann über die Wahl des Schwellwerts die Trennschärfe des Filters gesteuert werden. Hierbei ist der Schwellwert so zu wählen, dass möglichst wenige

zugehörige Merkmalsvektoren vom Filter verworfen werden. Im Gegenzug sollen möglichst viele unerwünschte Merkmalsvektoren entfernt werden. Hierbei ist anzumerken, dass je nach Anzahl der Dimensionen des Merkmalsvektors die resultierenden Wahrscheinlichkeitswerte sehr klein werden können, weil das Flächenintegral der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion auf den Wert 1 normiert wurde. In einer praktischen Umsetzung empfiehlt sich daher die Verwendung der logarithmischen Wahrscheinlichkeitsdichte.

Die Vorgehensweise zur Filterung ist beispielhaft in Abbildung 15 dargestellt. Die Abbildung stellt die resultierende Gauss'sche Mischverteilung für drei unterschiedlich Elektrogerät dar. Zur Erstellung der Abbildung wurde mithilfe einer Hauptkomponentenanalyse eine Dimensionsreduktion der zugrunde liegenden Daten auf  $n = 2$  Dimensionen vorgenommen. Diese Dimensionen sind auf der Grundfläche als  $x_1$  und  $x_2$  angetragen. Die z-Achse gibt die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit des Datenpunktes wieder.

Die erzielte Filtergüte hängt maßgeblich vom gewählten Schwellwert ab. Daher stellt sich die Frage, wie der Schwellwert gewählt werden muss, um die erreichbare Filtergüte zu maximieren. Offensichtlich ist diese abhängig von den zugrunde liegenden Daten. Geht man davon aus, dass die abzublockenden Geräusche ebenfalls mithilfe einer Gauss'schen Mischverteilung modelliert werden können, kann die Maximum-Likelihood-Methode (ML) zur Bestimmung der maximal erreichbaren Filtergüte eingesetzt werden. Hierzu modelliert man zunächst die Grundgesamtheit  $G$  aller beobachteten Daten als Gauss'sche Mischverteilung mit den  $n$  Erwartungswerten  $\mu_n$  und der Kovarianzmatrizen  $\Sigma_n$ . Die so erhaltene Mischverteilung ist als Überlagerung zweier, voneinander unabhängiger Verteilungen zu interpretieren, wobei die Verteilung  $Pr_d$  die vom Filter durchzulassenden Datenpunkte modelliert, während die Verteilung  $Pr_a$  die abzublockenden Datenpunkte beschreibt. Hierbei werden die Verteilungen  $Pr_d$  und  $Pr_a$  jeweils durch in die Gleichung (17) gegebene Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen  $pdf_d(x)$  und  $pdf_a(x)$  beschrieben. Um eine Filterentscheidung für den Merkmalsvektor  $x$  zu treffen, müssen beide Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen  $pdf_d(x)$  sowie  $pdf_a(x)$  ausgewertet werden um die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit  $Pr(x)$  von beiden Verteilungen zu bestimmen. Gilt  $Pr_d(x) > Pr_a(x)$ , dann sollte der Merkmalsvektor durchgelassen werden. Gilt jedoch der umgekehrte Fall  $Pr_a(x) > Pr_d(x)$  muss der Merkmalsvektor abgeblockt werden. Demnach ergibt sich eine Änderung der Filterentscheidung nur an den Schnittstellen beider Verteilungen. Alle Schnittstellen beider Verteilungen  $x_{eq}$  können durch Gleichsetzen der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen ermittelt werden:

$$pdf_d(x) = pdf_a(x) \quad (18)$$

Zwar ist diese Gleichung analytisch nicht lösbar, jedoch existieren effiziente numerische Suchverfahren. Die maximal erzielbare Filtergüte  $Q$  ergibt sich direkt aus dem Schnittpunkt beider Verteilungen mit der höchsten Auftrittswahrscheinlichkeit  $x_{eq}$ :

$$Q_{max} = 1 - \max(Rr(x_{eq})) \quad (19)$$

Da alle Stellen  $x_{eq}$  gleicher Wahrscheinlichkeitsdichte in  $pdf_d$  und  $pdf_a$  betrachtet werden, spielt es hierbei keine Rolle, welche Verteilungsfunktion zur Berechnung der Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit verwendet wird.

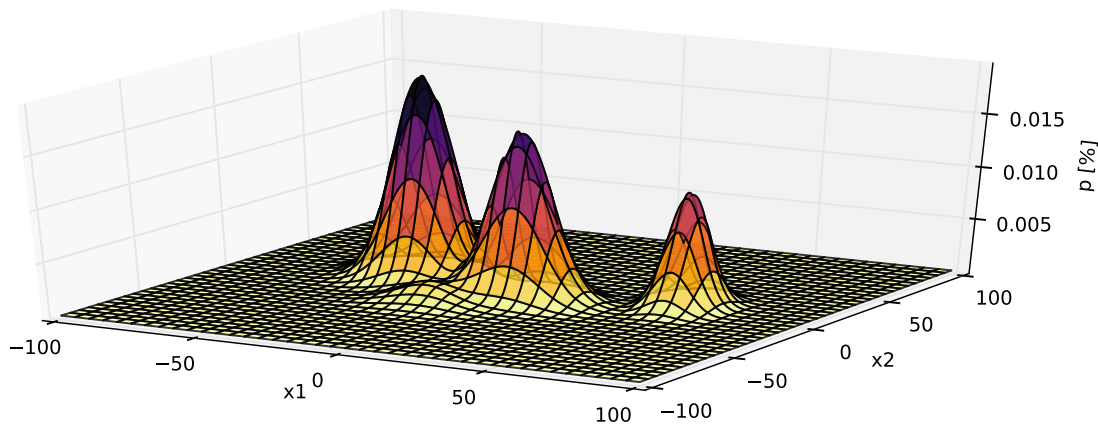


Abbildung 15: Resultierende Gauss'sche Mischverteilung für Geräte der Klassen Küchenmixer, Rasierer und elektrische Zahnbürste.

Das Modell der Gauss'schen Mischverteilung könnte zur direkten Bestimmung der zugehörigen Klasse genutzt werden. Hierzu wird nicht die kumulierte Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit  $\text{pdf}(\mathbf{x})$  ermittelt. Stattdessen wird die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit für jede Komponente der Mischverteilung einzeln bestimmt. Eine derartige Vorgehensweise ist jedoch nicht empfehlenswert, da mit zunehmender Anzahl der zugrunde liegenden Datenpunkte die Berechnungskomplexität zur Abschätzung der Mischverteilung quadratisch ansteigt. Weiterhin wird in Abschnitt 6.4.3 gezeigt, dass die Genauigkeit dieses Verfahrens eine geringere Genauigkeit erzielt als alternative Ansätze.

#### 6.3.2.3 Merkmalsextraktion:

In diesem Schritt werden Fenster mit Audio-Daten in einen Zustandsraum zu vereinfachten Klassifikation transformiert. Hierbei können unterschiedliche Verfahren zur Transformation zum Einsatz kommen. Anlehnend aus verwandten Arbeiten aus dem Themenfeld des *maschinellen Lernens* wird dieser Schritt als Feature-Extraktion bezeichnet. Beim Bearbeiten von Klassifikationsproblemen ist die Auswahl geeigneter Features eine der wichtigsten Einflussfaktoren für eine hohe Erkennungsgenauigkeit. Daher wird eine modulare, einfach erweiterbare Methodik zur Extraktion von Features eingesetzt. Basierend auf verwandten Arbeiten aus dem Bereich der Ereignisklassifikation und der automatischen Spracherkennung werden derzeit die häufig genutzten Features extrahiert[31, 105]:

1. Zero-Crossing-Rate (ZCR)
2. Mel-Frequenz-Cepstrum-Koeffizienten (MFCC)
3. Delta-MFCC (DMFCC)
4. Band-Energie (BE)
5. Spektrale Leistungsdichte (SL)

Da die Extraktion der Rate von Nulldurchgängen (ZCR) sehr wenig Rechenleistung erfordert, wurde dieses Merkmal in älteren Systemen zu automatischen Spracher-

kennung eingesetzt. Dieses Merkmal ist definiert als die Anzahl der Vorzeichenwechsel des aufgezeichneten Audio-Signals ohne Gleichanteil. Neuere Systeme zur automatischen Sprachextraktion [31, 91] und Systeme zur Informationsextraktion aus Musikstücken, setzen verstärkt auf die Extraktion von Mel-Frequenz-Cepstrum-Koeffizienten (MFCC), welche einer reduzierten Darstellung des Frequenzspektrums entsprechen. Diese Features sind über ihr eigentliches Anwendungsgebiet, der automatischen Spracherkennung, hinaus erprobt und werden beispielsweise bei der Erkennung von relevanten Ereignissen eingesetzt [99, 105, 126]. Im Rahmen dieser Arbeit werden 13 logarithmisch verteilte Merkmale mithilfe von Dreiecksfiltern aus dem Frequenzspektrum ermittelt. Da die MFCC-Merkmale jeweils in einem einzelnen Fenster berechnet werden, können diese keine Informationen zu Variationen über einen längeren Zeitraum enthalten. Daher werden zusätzlich zu den MFCC-Merkmalen noch die Änderungswerte, die sogenannten Delta-MFCC-Merkmale, ermittelt und bei der Klassifikation herangezogen. Bei den Delta-MFCC-Merkmalen handelt es sich um die erste Ableitung der MFCC-Merkmale nach der Zeit  $t$ . Zur Kalkulation der Energie von Frequenzbändern wird jeweils die Energie von 13 Frequenzbändern berechnet und als Feature für die Klassifikation verwendet. Dieses Feature ist eng verwandt mit der spektralen Leistungsdichte des Signals. Hierbei wird aus dem Signal das Leistungsdichtespektrum ermittelt und in 13 Bänder zusammengefasst<sup>1</sup>.

#### 6.3.2.4 Klassifikation:

Nach der Extraktion von Features aus den Eingabesignalen müssen die zugehörigen Aktivitäten abgeleitet werden. Hierzu können Klassifikationsverfahren aus dem Bereich des *maschinellen Lernens* eingesetzt werden. Die im Rahmen dieser Arbeit implementierte Pipeline zur Datenverarbeitung unterstützt den Einsatz der nachfolgenden Klassifikationsverfahren [67]:

- Decision Tree (DT)
- Random Forest (RF)
- Gaussian Naive Bayes (GNB)
- k-nearest-Neighbors (kNN)
- Support-Vector-Maschine (SVM)
- Gauss'sche Mischverteilung (GMM)

Diese Klassifikationsverfahren werden mithilfe von Trainingsdaten parametrisiert. Nach der Parametrisierung erhält man eine Instanz des Entscheiders zur Klassifikation der im vorhergehenden Schritt ermittelten Feature-Vektoren. Das Ergebnis dieser Klassifikation bezeichnet direkt die derzeit ausgeführte Aktivität.

<sup>1</sup> In verwandten Arbeiten [99, 105, 126] werden zumeist zwischen 10 und 40 Frequenzbänder gewählt. Liegen die Geräusche einzelner zu erkennender Klassen nahe beieinander, bietet die Verwendung von mehr Frequenzbändern möglicherweise Vorteile. Die verwendete Anzahl der 13 Oktaven ergibt sich direkt aus der Mel-Skala mit linearer Skalierung von 100 bis 3.900 Mel mit 300 Mel Schrittweite. Dies entspricht einem Frequenzbereich von 65 Hz bis 21,583 kHz.

Wie im Kapitel 6.4 gezeigt wird, können die besten Klassifikationsergebnisse mit einem Random Forest (RF) Klassifizierer erzielt werden. Werden jedoch weitere Sensordaten in der Pipeline verarbeitet, schneiden möglicherweise andere Klassifikationsverfahren besser ab. Um das für den Anwendungsfall am besten geeignete Klassifikationsverfahren zu ermitteln, kommt daher ein empirischer Ansatz zur Evaluation der Klassifikationsgüte zum Einsatz.

#### 6.3.2.5 Datenreduktion und Korrektur:

Da die extrahierten Fenster eine Überlappung von 50% aufweisen und alle 10,9 ms ein Fenster erzeugt wird, werden pro Sekunde 183 Fenster verarbeitet. Da die zu erkennenden Aktivitäten typischerweise eine Dauer von mehreren Sekunden, Minuten oder sogar Stunden aufweisen, muss eine Datenreduktion durchgeführt werden. So können außerdem einzelne, fehlerhafte Klassifikationsergebnisse gefiltert und korrigiert werden. Hierzu werden alle innerhalb einer Sekunde erkannten Aktivitäten zu einem Ergebniswert konsolidiert. Als Ergebnis wird hierbei die am häufigsten erkannte Aktivität ausgewählt.

#### 6.3.3 Stufe 3: Anreicherung mit Energiebedarfsdaten

Der in der vorhergehenden Pipeline-Stufe berechnete Aktivitätsdatenstrom wird in diesem Verarbeitungsschritt mit Informationen zum Stromverbrauch der ausgeführten Aktivität angereichert. Zu diesem Zweck werden aufeinanderfolgende, zusammenhängende Aktivitäten zusammengefasst, um die Dauer der ausgeführten Aktivität zu messen. Nachdem die Aktivität abgeschlossen wurde, wird mithilfe eines Schätzmodells die für diese Aktivität aufgewendete Energie bestimmt. Hierzu werden die Aktivitäten wie in Kapitel 6.2.1 beschrieben je nach ihrer Klassifikation entweder mit einer konstanten Energie oder mit einer konstanten Leistungsaufnahme abgeschätzt. Genauer gesagt werden Hintergrund-Aktivitäten mit einer konstanten Energie abgeschätzt während der Energiebedarf von aktiv vom Benutzer ausgeführte Aktivitäten mithilfe eines linearen Regressionsmodells aus der Leistungsaufnahme des Gerätes bestimmt wird. Das hierbei verwendete konstante Schätzmodell wird nachfolgende mit C und das lineare Schätzmodell mit L abgekürzt. Da basierend auf den Audiosignalen nicht die genaue Art des verwendeten Gerätes ermittelt werden kann, muss in diesem Schritt lediglich mit historischen Verbrauchsdaten gearbeitet werden. Die Verwendung von Geräte-individuellen Modellen ist nicht möglich. Im Rahmen dieser Arbeit wurden die Gerätemodelle für die Aktivitäten aus der Tracebase [120] extrahiert. Für Hintergrundaktivitäten  $a$  wird die geschätzte Arbeit  $W_{est}$  als Mittelwert aller beobachteten Arbeitswerte  $W_n$  der Aktivität  $a$  angenommen:

$$W_{est}(a) = \sum_{n=0}^N \frac{W_n(a)}{N}$$

Hierbei ist zu beachten, dass in diesem Modell die Arbeit nicht von der Zeitdauer der Aktivität abhängt.

Die Arbeit für aktiv vom Benutzer ausgeführte Aktivitäten hängt direkt von der Dauer der Aktivität ab. Daher wird für die Modellierung dieser Aktivitäten eine konstante Leistung  $P_{est}$  angesetzt, die während der Aktivitätsausführung aufgewendet

wird. Um den für die Energieschätzung zu verwendenden Leistungswert zu ermitteln, erfolgte eine Segmentierung von historischen Energiebedarfen in der Tracebase-Datenbank, um die mittlere Leistungsaufnahme der Aktivität zu bestimmen:

$$P_{\text{est}}(a) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^N \frac{W_n(a)}{t_n}$$

Als geschätzte aufgewendete Arbeit wird die mittlere, geschätzte Leistung mit der gemessenen Zeitdauer der Aktivität multipliziert:

$$W_{\text{est}}(a, t) = P_{\text{est}}(a) * t$$

Mithilfe dieser Schätzmodelle kann das SensiMate-System, ohne weiteren Zugriff auf bestehende Infrastruktur, die für Aktivitäten aufgewendete Energie ermitteln. Jedoch wird mit diesem Ansatz nur eine beschränkte Genauigkeit erreicht. Daher wird im Kapitel 8 beschrieben, wie Aktivitäts- oder Gerätezustandsdaten mit der aktuellen, vom Smart-Meter kumulativ gemessenen Leistungsaufnahme, abgeglichen werden kann, um den Schätzfehler zu reduzieren.

In dieser Verarbeitungsstufe können zusätzlich weitere Kontextdaten wie der aktuelle Aufenthaltsort oder sich in der Nähe befindliche Personen erfasst und mit den Energiebedarfsdaten verschmolzen werden. So lassen sich die äußeren Umstände des Energiebedarfs ermitteln und es eröffnen sich weitere Möglichkeiten zur Datenaggregation.

#### 6.3.4 Stufe 4: Aggregation

In dieser letzten Pipeline-Stufe wird der mit Energiebedarfsdaten angereicherte Aktivitätsdatenstrom kumuliert, um die für jede Aktivität aufgewendete Energie zu ermitteln. Als Ergebnis erhält man eine Auflistung der Zeitdauer für alle Aktivitäten, die Häufigkeit der Aktivitäten sowie die für die Ausführung notwendige elektrische Energie. Führt der Benutzer sein Smartphone immer mit sich, dann erhält er weiterhin sein personalisiertes Energiebedarfsprofil. Aufbauend auf diese aktivitätsbezogene Abschätzung des Energiebedarfs können weitere Dienste zur Verarbeitung der Energiebedarfsdaten oder Empfehlungssysteme aufgesetzt werden. So ist beispielsweise die Implementierung eines Dienstes zur Erinnerung an derzeit noch laufende Elektrogeräte beim Verlassen eines Raums denkbar.

### 6.4 EVALUATION

Die Genauigkeit von SensiMate hängt im Wesentlichen von der Güte der Aktivitätserkennung sowie von der Güte des Energieschätzers ab. Daher wird im Rahmen dieser Arbeit zunächst die Genauigkeit der Aktivitätserkennung anhand von Beispieldaten ermittelt. Hierauf aufbauend wird die Genauigkeit des Energieschätzers bestimmt.

#### 6.4.1 Vorgehensweise

Zunächst wurden die Audio-Emissionen von 16 unterschiedlichen Aktivitäten mithilfe eines Google Nexus S sowie eines Samsung Galaxy S2 erhoben. Die Aufnahmen



Code	Aktivität	# Fenster	Genauigkeit
bre	Brotschneidemaschine benutzen	964	97%
cof	Kaffee kochen	4.213	93%
com	Laptop benutzen	205	81%
dis	Spülmaschine verwenden	12.224	99%
doo	Tür öffnen	656	68%
ket	Wasserkocher benutzen	14.617	99%
lcd	Fernsehen schauen	6.149	98%
men	Essen	654	96%
mic	Mikrowellenofen benutzen	2.217	99%
tap	Wasserhahn verwenden	3.033	92%
toa	Brot toasten	1.97	86%
too	Zähne putzen	1.374	98%
unl	Tür aufschließen	726	78%
wal	Laufen	2.075	94%
was	Waschmaschine benutzen	12.416	99%
wc	Toilettenspülung betätigen	3.240	92%
<b>Total</b>		<b>64.960</b>	<b>92%</b>

Tabelle 12: Genauigkeit der Aktivitätserkennung evaluiert anhand einer 10-fachen Kreuzvalidierung.

wurden in einer Umgebung mit möglichst wenigen Hintergrundgeräuschen aufgezeichnet und die Smartphones befanden sich zum Zeitpunkt der Aufzeichnung auf einem Tisch in der Nähe der ausgeführten Aktivität. Obwohl dieses Setup nicht den erwarteten Gegebenheiten in der Realität entspricht, konnte von Diaconita [37] gezeigt werden, dass die Trageposition erkannt und durch angepasste Klassifikationsmodelle kompensiert werden kann.

Die Audio-Emissionen der Aktivitäten wurden mit einer Abtastrate von 44,1 kHz erhoben, was nach dem Nyquist-Shannonschen Abtast-Theorem in einer nutzbaren Bandbreite von 22,05 kHz resultiert. Jedoch weisen die zur Aufzeichnung verwendeten Systeme eine Tiefpass-Charakteristik auf, sodass Signale über 16 kHz praktisch nicht erfasst werden können. Die Länge der einzelnen Messreihen schwankt je nach Länge der Aktivität zwischen 10 und 240 Sekunden. Insgesamt wurden 108 Messreihen von 16 unterschiedlichen Aktivitäten aufgezeichnet. Eine Liste aller aufgezeichneten Aktivitäten findet sich in Tabelle 12. Die Spalte Fenster gibt hierbei an, wie viele Fenster für jede Aktivität klassifiziert wurden, um die angegebene Genauigkeit zu ermitteln. Von der Rauschentfernung entfernte Fenster werden hierbei jedoch nicht aufgelistet.

Zur Evaluation des Energieschätzers wurde auf historische Energiebedarfsprofile aus der Tracebase [120] zurückgegriffen. Dieser Datensatz besteht aus etwa 1.800

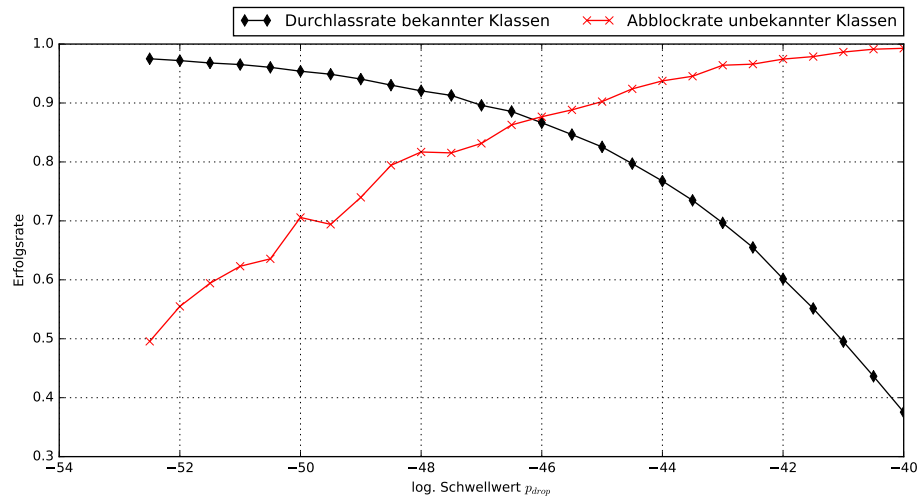


Abbildung 16: Erfolgsrate des Filter variiert über den Schwellwert  $Pr_{drop}$

historischen Aufzeichnungen eines breiten Spektrums unterschiedlicher Elektrogeräte. Die historischen Aufzeichnungen wurden mithilfe von verteilten Strommessknoten der Firma Plugwise mit einer Abtastrate von 1 Hz erhoben. Da jede Aufzeichnung einen Zeitraum von etwa 24 h abbildet, wurde ein einfaches Verfahren zur Segmentierung genutzt, welches Zeitfenster mit aktiver Gerätenutzung von solchen mit Standby-Verbrauchen oder ausgeschalteten Geräten trennt. Dieses Verfahren führt ein Clustering auf den Energiedaten um als Schwellwert das Cluster mit der geringsten Leistungsaufnahme zu identifizieren. Hat dieses Cluster jedoch eine Leistungsaufnahme größer 10 W wird davon ausgegangen, dass das betrachtete Gerät keinen Standby-Zustand besitzt. Mit diesem Verfahren wurden 950 Geräte-Einschaltzyklen für 10 unterschiedliche Aktivitäten zur Evaluation der Energieschätzer ermittelt.

#### 6.4.2 Filterung

Ziel der Vorfilterung ist es, Geräusche unbekannter Klassen von Geräuschen bekannter Klassen zu trennen. Ohne eine derartige Vorfilterung würden unbekannte oder sich überlagernde Geräusche die Fehlerrate deutlich erhöhen, da viele Klassifikationsverfahren keine Plausibilitätsüberprüfung der Eingabedaten unterstützen. Im Idealfall sollte der Vorfilter alle Merkmalsvektoren bekannter Klassen weiterleiten. Die Eingaben von Merkmalen unbekannter Klassen sollten jedoch vollständig abgelehnt werden.

Wie in Abschnitt 6.3.2.2 beschrieben, wird zur Trennung der Daten die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit zu allen bekannten Klassen ermittelt. Liegt diese über einem gewissen Schwellwert  $Pr_{drop}$ , werden die Eingabedaten weiterverarbeitet. Liegt die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit jedoch unter  $p_{drop}$  werden die Eingabedaten zurückgewiesen und nicht weiter verarbeitet. Hierbei ist die Wahl eines geeigneten Zahlenwerts für  $pr_{drop}$  essentiell, da diese die Güte der Filterung maßgeblich beeinflusst. Werden zu kleine Werte für  $Pr_{drop}$  gewählt, ergibt sich zwar eine hohe Durchlassrate für bekannte Klassen, jedoch ist die Abblockrate unbekannter Klassen



Genauigkeit	DT [%]	RF [%]	GNB [%]	kNN [%]	SVM [%]	GMM [%]
ZCR	46/43	46/37	46/39	43/40	46/44	47/37
SL	82/83	88/88	41/67	89/89	62/67	42/68
BE	85/84	88/88	31/61	78/77	58/61	32/58
MFCC	88/88	92/92	82/84	91/91	87/86	82/84
DMFCC	92/93	92/93	81/82	90/90	86/85	80/82

Tabelle 13: Precision/Recall für jedes Feature und jeden implementierten Klassifizierer.

zu gering. Das gegensätzliche Verhalten zeigt sich, wenn der Schwellwert  $\text{Pr}_{\text{drop}}$  zu hoch eingestellt wurde. In diesem Fall ergibt sich eine sehr gute Abblockrate gegenüber unbekannten Klassen von Geräuschen. Jedoch werden auch sehr viele Geräusche bekannter Klassen zurückgewiesen.

Zur Evaluation der Vorfilterung kam der Freiburg-106 Datensatz [143] zum Einsatz. Dieser besteht aus Geräuschen von 22 Aktivitäten sowie einer Sammlung von 48 unterschiedlichen Hintergrundgeräuschen. Als bekannte Klassen wurden Geräusche der Klassen Mixer, Staubsauger, Rasierer, Mikrowelle, Klingel und Zahnbürste gewählt. Alle anderen Aktivitäten und Hintergrundgeräusche wurden als unbekannt angenommen. Nachfolgend wurde die Durchlassrate bekannter Klassen bzw. die Abblock-Rate unbekannter Klassen für unterschiedliche Schwellwerte  $\text{Pr}_{\text{drop}}$  bestimmt und in der Abbildung 16 angetragen. Die Kurvenverläufe der Durchlass- bzw. Abblockrate schneiden sich bei  $\log(\text{Pr}_{\text{drop}}) = -46$ , d. h. für die gewählten Klassen erzielt dieser Schwellwert eine Erfolgsrate von 87%.

### 6.4.3 Aktivitätserkennung

Die Genauigkeit des im Rahmen dieser Arbeit vorgestellten SensiMate-Systems hängt im Wesentlichen von einer möglichst hohen Genauigkeit der Aktivitätsklassifikation ab. Daher wird in diesem Abschnitt die Audio-basierte Aktivitätserkennung hinsichtlich der zu wählenden Features, Klassifikatoren und Verfahrensparameter untersucht.

Hierbei wird zunächst ein Vergleich der ausgewählten Klassifikationsverfahren sowie der ausgewählten Features vorgenommen, um die Kombination mit der höchstmöglichen Genauigkeit zu bestimmen. Hierzu wurden alle möglichen Kombinationen aus Features und Klassifikatoren mithilfe einer 10-fach stratifizierten Kreuzvalidierung miteinander verglichen. Die hieraus resultierenden Precision- und Recall-Werte sind in Tabelle 13 dargestellt. Hierbei zeigt sich, dass MFCC-Features und DMFCC-Features ähnlich gute Ergebnisse erzielen. Wie zu erwarten schneidet die Rate der Nulldurchgänge als Feature deutlich schlechter ab als die anderen Features. Dies entspricht den Erwartungen, da dieses Feature deutlich weniger Informationen enthält als die anderen Features.

Die höchste Klassifikationsgenauigkeit wurde mit einem Random-Forest-Klassifizierer (RF) erreicht. Jedoch konnte sowohl der Entscheidungsbaum (DT) als auch das Verfahren der k nächsten Nachbarn (kNN) vergleichbar gute Ergebnisse erzielen.

Sollte die Implementierung von SensiMate auf Ressourcen-beschränkter Hardware erfolgen, kann demnach ein Verfahren mit weniger Rechenleistungsbedarf ausgewählt werden. Im Rahmen dieser Arbeit wurde, aufgrund der auf modernen Smartphones verfügbaren hohen Rechenleistung, ein Random-Forest-Klassifikationsverfahren ausgewählt.

Die Ergebnisse eines Klassifikationslaufs mit DMFCC Merkmalen und einem Random-Forest-Klassifizierers werden in der Abbildung 45 dargestellt. Deutlich sichtbar ist die hohe Erkennungsgenauigkeit für die meisten Aktivitätsklassen. Jedoch zeigen die Ergebnisse auch, dass zwischen einzelnen Aktivitäten nur schwerlich unterschieden werden kann. Genauer gesagt, ist es nur schwerlich möglich, zwischen den Aktivitäten *Türe öffnen* und *Türe schließen* zu unterscheiden. Eine Erkennung dieser Aktivitäten ist wünschenswert, da zum Zeitpunkt des Verlassens eines Raums gegebenenfalls nicht benötigte Elektrogeräte abgeschaltet werden sollten. Erfolgte diese Abschaltung nicht, sollte der Benutzer über die noch laufenden Elektrogeräte informiert werden. Wie sich aus Abbildung 45 zeigt, ist es für das SensiMate System nicht möglich, rein mithilfe der Audio-Emissionen zu erkennen, wenn ein Nutzer den Raum verlässt. Der Grund hierfür ist, dass wesentliche Teile beider Aktivitäten sehr ähnliche Geräusche aufweisen. Da diese Aktivitäten jedoch keinen direkten Bezug zu einem Energiebedarf aufweisen, kann der hieraus resultierende Fehler vernachlässigt werden. Jedoch zeigen diese Aktivitäten deutlich die Grenzen des Systems auf.

An diese Stelle ist insbesondere die Fähigkeit des Systems zur Erkennung der Aktivitäten *LCD-Fernsehgerät nutzen* (lcd) und *Computernutzung* (com) hervorzuheben. Diese basiert auf jeweils unterschiedlicher, teils für Menschen unhörbarer, Audio-Emissionen dieser Geräte. So konnte unabhängig vom derzeit laufenden Fernsehprogramm der LCD-Fernseher durch ein charakteristisches Pfeifen seiner Spannungswandler erkannt werden. Das Arbeiten am Laptop wurde durch die Präsenz von Tipp-Geräuschen bzw. durch das leise Rauschen der Lüfter erkannt. Jedoch ist davon auszugehen, dass moderne, mit passiver Belüftung und SSD-Speicher ausgestattete Laptops nicht ohne weitere Sensorik erkennbar sind.

#### 6.4.4 Anreicherung mit Energiedaten

Im Anschluss an die Aktivitätserkennung verwendet SensiMate ein Schätzmodell zur Ermittlung des Energiebedarfs der erkannten Aktivitäten. Jedoch kann hierzu nur ein stark begrenztes Wissen über die derzeitigen Geräteaktivitäten in das Schätzmodell einfließen. Hierbei sind nur die Geräteklasse und gegebenenfalls die Gerätelaufzeit als bekannt anzunehmen. Ein genaues Wissen über die erkannte Geräteinstanz ist nicht ohne weiteres möglich, wenn mehrere Geräte der gleichen Klasse in einer Umgebung vorhanden sind. Soll eine instanzengenaue Erfassung vorgenommen werden, müsste über zusätzliche Metadaten zum Installationsort aller Geräte sowie einer Verortung des Smartphones im Raum aus der erkannten Aktivität und dem aktuellen Aufenthaltsort des Smartphones die Geräteinstanz aufgelöst werden.

Um die Genauigkeit des Schätzmodells zu ermitteln, wurde auf historische Energiebedarfsdaten aus der Tracebase zurückgegriffen. Diese enthält mehr als 950 Geräte-Nutzungszeiträume mit unterschiedlichen Elektrogeräten aus mehr als 20

Modell	Aktivität	Anzahl	relativer Fehler
C	Brot toasten	46	1,30%
C	Wasserkocher benutzen	420	1,30%
C	Geschirrspülmaschine benutzen	45	4,99%
L	LCD Fernsehgerät nutzen	117	5,86%
L	Mikrowellen-Herd benutzen	149	6,36%
L	CRT Fernsehgerät nutzen	22	9,13%
L	Am Laptop arbeiten	14	14,36%
L	Brot schneiden	39	19,15%
C	Kaffeeautomat benutzen	93	22,30%
C	Wäsche waschen	5	33,87%

Tabelle 14: Relativer Fehler der von SensiMate verwendeten Energiemodelle im Vergleich zur tatsächlich aufgewendeten Energie.

Haushalten. Von jedem der Geräte-Nutzungszeiträumen wurde hierbei die Dauer der Gerätenutzung, die mittlere Leistung sowie die mittlere Energie jedes Nutzungszeitraums ermittelt. Anschließend wurden die so erhobenen Referenzdaten von zehn Aktivitäten mithilfe der in Absatz 6.3.3 beschriebenen Methodik modelliert und mit dem tatsächlichen Energiebedarf der jeweiligen Aktivitäten verglichen. Die Ergebnisse dieses Vergleichs sind in Tabelle 14 dargestellt. Wie aufgrund des begrenzten Wissens zum Gerätezustand zu erwarten, weisen die Ergebnisse eine hohe Streuung auf. Einige Aktivitäten, wie die Verwendung der Geschirrspülmaschine, weisen trotz Verwendung Geräte-unabhängiger Modelle eine sehr hohe Genauigkeit auf, während andere Aktivitäten sich nur schlecht auf diese Weise modellieren lassen. Hierbei schneiden die Aktivitäten *Kaffee kochen* sowie das *Waschen von Wäsche* besonders schlecht ab. Diese Geräte weisen typischerweise eine Vielzahl an unterschiedlichen Programmen auf und lassen sich ohne genaue Kenntnis des derzeit gewählten Programms nicht hinreichend gut modellieren.

#### 6.4.5 Energiebedarf des SensiMate-Systems

Da das SensiMate-System teilweise auf Ressourcen-beschränkten Systemen mit begrenzter Batterie-Kapazität ausgeführt wird, ist es wichtig, den Einfluss von SensiMate auf die Batterielaufzeit zu untersuchen. Um den Einfluss von SensiMate auf die Gerätelauzeit von Smartphones zu untersuchen, wurde das System mit den im Abschnitt 6.4.1 beschriebenen Parametern auf einem Smartphone vom Typ Galaxy Nexus ausgeführt. Vor jedem Testlauf wurde das Smartphone auf Werkseinstellungen zurückgesetzt, Hintergrund-Dienste wurden deaktiviert, WiFi aktiviert und ein guter 3G-Empfang sichergestellt. Zur Messung des Energiebedarfs wurde auf die Geräte-integrierte Sensorik zum Messen der Batterie-Kapazität zurückgegriffen.

Die Ergebnisse dieser Messung werden in Abbildung 17 dargestellt. Wie zu erwarten erzeugt das SensiMate System einen nahezu linearen Abfall der Batterieka-

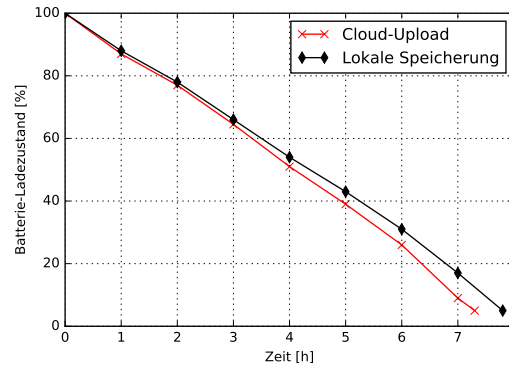


Abbildung 17: Energiebedarf von SensiMate. In der Abbildung wird der Energiebedarf der Datenerhebung mit aktivierter Cloud-basierter Klassifikation mit lokaler Datenspeicherung verglichen.

pazität bedingt durch das dauerhafte Erfassen der Umfeld-Geräusche. Hierbei fällt die Batterie-Kapazität mit etwa 13% pro Stunde, wenn die erhobenen Audiodaten zur Klassifikation auf einen Cloud-Server übertragen werden. Um nun zu ermitteln, ob das Erheben der Umgebungsgeräusche oder der Netzwerk-Zugriff beim Upload zum hier beobachteten Energiebedarf führt, wurde die Energiebedarfsmessung bei deaktiviertem Cloud-Upload wiederholt. Die erhobenen Audio-Daten wurden hierbei lediglich im Smartphone-integrierten Speicherbereich abgelegt. Hierbei zeigt sich eine um etwa 2% niedrigere Entladerate. Demzufolge wird der wesentliche Teil des Energiebedarfs durch die kontinuierliche Aufzeichnung der Umgebungsgeräusche ausgelöst.

Für eine dauerhafte Nutzung von SensiMate sollte daher ein sogenanntes *Duty-Cycling* eingesetzt werden. Hierbei folgt auf kurze Aktivitätsintervalle ein Zeitfenster der Inaktivität. Somit kann zum einen die zu verarbeitende Datenmenge reduziert und zum anderen wird es dem System ermöglicht, Einzelkomponenten in Energiespar-Zustände zu versetzen. Alternativ könnte zukünftig ein Smartphone-Hersteller energieeffiziente dedizierte Hardware-Bausteine zur Aktivitätserkennung in das System integrieren.

## 6.5 DISKUSSION

Neben den genannten Vorteilen des SensiMate-Systems ergeben sich, durch die in diesem Kapitel beschriebene Vorgehensweise, drei wesentliche Einschränkungen. Diese sind 1) geringe Erkennungsraten bei sich überlagernden Geräuschen mehrerer nebenläufiger Aktivitäten, 2) schlechte Erkennungsraten für Aktivitäten mit geringen akustischen Emissionen, und 3) geringe Nutzerakzeptanz durch Einschränkungen der Privatsphäre. Diese Einflussfaktoren werden in Kapitel 8 diskutiert.

Im derzeitigen Entwicklungsstand ist das SensiMate-System nicht in der Lage, nebenläufige Aktivitäten zuverlässig zu erkennen. Finden zwei Aktivitäten gleichzeitig statt, überlagern sich die Geräusche beider Aktivitäten, wobei die resultierenden Geräusche von den Positionen der Geräuschquellen, von Hindernissen und vom Standort des Mikrofons abhängen. Um dennoch einzelne Geräuschquellen erkennen zu

können, sind mehrere Mikrofone notwendig und es muss eine sogenannte inverse Wellenfeldsynthese durchgeführt werden, um die überlagerten Geräusche einzelnen Geräuschquellen zuordnen zu können. Theoretisch ist es denkbar, mehrere, sich in einem Raum befindlichen Smartphones zu einem Mikrofon-Array zu vernetzen, die Audiodatenströme aller Mikrofone zu sammeln und anschließend eine inverse Wellenfeldsynthese durchzuführen. Die Implementierung eines solchen Systems ist aufgrund harter Echtzeitanforderungen bei der Synchronisation einzelner Audiodatenströme in einem drahtlosen, verteilten Sensorsystem nach aktuellem Stand der Forschung jedoch nur unter hohen Einschränkungen möglich [26]. Soll ein solches System dennoch realisiert werden, ist die Implementierung eines Sensorknotens mit integriertem Mikrofon-Array zur Erfassung der Audio-Datenströme und zur Ausführung der Wellenfeldsynthese notwendig.

Eine weitere Einschränkung des SensiMate-Systems ergibt sich durch fehlende Möglichkeiten, Aktivitäten und Elektrogeräte zu erkennen, welche keine akustischen Emissionen bei der Benutzung abstrahlen. Hierzu zählen beispielsweise Lampen, Heizgeräte oder moderne Unterhaltungselektronik welche fast vollständig ohne mechanische Bauteile auskommen. Ist eine Erkennung der Aktivitätszeiten dieser Geräte notwendig, so müssen andere Sensoren, beispielsweise Helligkeitssensoren, eingesetzt werden. Hierzu wird auf die Kapitel 5 und 7 dieser Arbeit verwiesen.

Weiterhin ergeben sich Nutzerakzeptanzprobleme bedingt durch die Auswertung der vom Nutzer als sensible eingestufteten Audio-Daten. Hierbei zeigte sich, dass potentielle Anwender dem SensiMate-System kritisch gegenüber stehen, wenn dieses potentiell zum Abgreifen vertraulicher Informationen, also beispielsweise zum Belauschen von Gesprächsinhalten, genutzt werden könnte. Ob es sich hierbei um ein auf den deutschen Sprachraum begrenztes Phänomen handelt, wurde in dieser Arbeit nicht untersucht. Es ist jedoch davon auszugehen, dass andere Kulturkreise derartigen Technologien positiver gegenüberstehen. So erfreut sich beispielsweise das Amazon Echo-System zur sprach-basierten Steuerung von intelligenten Umgebungen großer Beliebtheit<sup>2</sup>, obwohl eine Auswertung der Audiodatenströme Cloud-basiert in Amazon-Rechenzentren erfolgt.

## 6.6 FAZIT

In diesem Kapitel wurde ein rein auf Aktivitätserkennung basierender Ansatz zur Messung des Stromverbrauchs von alltäglichen Aktivitäten vorgestellt. Der hierbei diskutierte Ansatz weist als besondere Charakteristiken eine gute Unterstützung von Mobilität, bedingt durch weitgehenden Verzicht auf Infrastruktur, sowie erste grundlegende Möglichkeiten zur Zuordnung des Energiebedarfs zu verantwortlichen Personen auf. Nach der Installation von SensiMate auf dem Smartphone eines Benutzers können automatisch Aktivitäten mit erfassbaren Audio-Emissionen erkannt und deren Energiebedarf abgeleitet werden. Eine weiterführende Konfiguration oder eine Integration in Gebäude ist nicht möglich. Als weiterer Vorteil ist zu nennen, dass sich das Konzept auf andere Ressourcen übertragen lässt. Durch Anpassung der zugrundeliegenden Modelle könnte das SensiMate-System z. B. zur Erfassung der

<sup>2</sup> So wurde das Produkt im Mai 2016 insgesamt 36.000 mal auf Amazon bewertet. Hiervon wurde in 66% der Fälle die bestmögliche Bewertung abgegeben.

verbrauchten Wassermenge oder zur Abschätzung des CO<sub>2</sub>-Fußabdrucks eingesetzt werden. Hierbei ist das System funktional einsetzbar, sofern der Nutzer das Smartphone bei sich trägt. Weiterhin ist eine Portierung von SensiMate auf andere allgegenwärtige tragbare Elektronikgeräte wie Smart-Watches denkbar.

Jedoch ist die Genauigkeit dieses Ansatzes begrenzt und die praktikable Anwendung auf heutigen Smartphones, bedingt durch den hohen Energiebedarf, nur sehr eingeschränkt möglich. Weiterhin stellt die kontinuierliche Cloud-basierte Auswertung von Audio-Umgebungsgeräuschen eine deutliche Einschränkung der gefühlten Privatsphäre dar. Bedingt durch Verbesserungen der Energie-Effizienz zukünftiger Smartphone-Plattformen sowie durch die Verfügbarkeit immer höherer Batteriekapazitäten in zukünftigen Smartphones, dürfte der für SensiMate erforderliche Ressourcenbedarf in wenigen Jahren problemlos abgedeckt werden können. Weiterhin wird sich zukünftig die Verarbeitung der Audio-Daten vollständig lokal auf dem Smartphone ausführen lassen. Zur Verbesserung der Genauigkeit sind jedoch mehr Informationen zum aktuellen Gerätezustand der beobachteten Geräte erforderlich. Diese Informationen können durch Integration bereits vorhandener vernetzter Leistungsmessgeräten in das System eingespeist werden. Ein solches Konzept, welches existierende Messzähler integriert, wird im Kapitel 8 vorgestellt.

## EXTRAKTION VON GERÄTEZUSTÄNDEN AUS ELEKTROMAGNETISCHEN EMISSIONEN

---

*Betriebsmittel müssen nach den allgemein anerkannten Regeln der Technik so entworfen und gefertigt sein, dass die von ihnen verursachten elektromagnetischen Störungen kein Niveau erreichen, bei dem ein bestimmungsgemäßer Betrieb von Funk- und Telekommunikationsgeräten oder anderen Betriebsmitteln nicht möglich ist;*

— §4, Absatz 1, des EMVG  
(Gesetz über die elektromagnetische  
Verträglichkeit von Betriebsmitteln)

### 7.1 MOTIVATION

Wie vielzählige Untersuchungen in der Vergangenheit zeigten [30, 64, 87, 111], strahlen viele Elektrogeräte sogenannte elektromagnetische Emissionen ab. Zwar wird die Höhe dieser Emissionen vom Gesetzgeber streng limitiert, jedoch liegen die Emissionen deutlich über der Messbarkeitsschwelle. Diese Arbeit verfolgt den Ansatz, elektromagnetische Emissionen von Elektrogeräten mit einem geeigneten Messgerät aufzufangen und hieraus die Art der verwendeten Geräte sowie deren Aktivitätszeiten abzuleiten.

Mit diesem Ansatz lassen sich insbesondere Elektrogeräte erkennen, welche intern Schaltnetzteile zur Spannungswandlung einsetzen. Diese Schaltnetzteile arbeiten nicht mit der Fundamentalfrequenz des Stromnetzes, sondern transformieren die Eingangsspannung vor der Spannungswandlung zunächst in einen höheren Frequenzbereich. Durch diese Vorgehensweise kann eine höhere Leistung übertragen und somit die Baugröße des Netzteils deutlich reduziert werden. Weiterhin weisen Schaltnetzteile häufig einen höheren Wirkungsgrad auf, da Eisenverluste minimiert werden können. Bedingt durch die inhärente Funktionsweise der Leistungsübertragung in einem höheren Frequenzbereich zwischen wenigen Kilohertz und einigen Megahertz, erzeugen diese Schaltnetzteile kontinuierlich elektromagnetische Emissionen, welche durch geeignete Maßnahmen abgeschirmt werden müssen. Zwar lassen sich durch Abschirmmaßnahmen eingangsseitig und ausgangseitig die Abstrahlungen deutlich reduzieren, eine vollständige Abschirmung ist jedoch für viele Anwendungen nicht notwendig.

Nachfolgend wird die Funktion eines Schaltnetzteiles zur Abwärtswandlung vorgestellt und erläutert, warum diese Bauteile elektromagnetische Emissionen abstrahlen. Eingangsseitig kann die gleichgerichtete und geglättete Versorgungsspannung  $V_I$  mithilfe des Schalters  $S$  an- und abgeschaltet werden. Wird die Versorgungsspannung angeschaltet, fließt ein Strom über den Schalter  $S$ , die Induktivität  $L$  und den Lastwiderstand  $R_L$ . Dieser Stromfluss baut hierbei ein B-Feld in der Induktivität



L auf. Wird anschließend der Schalter S wieder geöffnet, ist die Verbindung zur Versorgungsspannung unterbrochen. Die im B-Feld der Induktivität gespeicherten Energie wird nun wieder abgegeben, um den Stromfluss über den Lastwiderstand  $R_L$  aufrecht zu erhalten. Der Vorgang des Öffnens und Schließens des Schalters S wird periodisch wiederholt, um den Stromfluss über  $R_L$  aufrecht zu erhalten. Die Ausgangsspannung  $V_o$  ergibt sich hierbei aus dem Verhältnis der Einschaltzeit  $t_{on}$  zur Ausschaltzeit  $t_{off}$ . Bei geregelten Schaltnetzteilen erfolgt das aktive Regeln des Verhältnisses der Einschaltzeit zur Ausschaltzeit, um die Ausgangsspannung  $V_o$  an Lastschwankungen anzupassen und die Ausgangsspannung möglichst konstant zu halten. Für einige Verbraucher wie Leuchtstoffröhren ist eine derartige Regelung bauartbedingt nicht notwendig. Daher kommen für diese Verbraucher unregelte Schaltnetzteile zum Einsatz.

Bedingt durch die Funktionsweise von Schaltnetzteilen werden elektromagnetische Emissionen sowohl in das Stromnetz als auch in den Raum abgestrahlt. Zwar dürfen Schaltnetzteile strenge Grenzwerte bei der Abstrahlung von Störemissionen nicht überschreiten, jedoch ist mithilfe sensitiver Messgeräte dennoch eine genaue Erfassung der ausgelösten elektromagnetischen Emissionen möglich.

Als Randnotiz ist zu erwähnen, dass sich durch die Funktionsweise des Regelkreises eine interessante Möglichkeit zur Bestimmung der aktuellen Leistungsaufnahme ergibt. Bei geregelten Schaltnetzteilen wird die Ausgangsspannung  $V_o$  über die Modulation der Phasenweite, also der Einschaltzeit des Schalters S, eingestellt. Hierbei wird in einem geschlossenen Regelkreis die Arbeitszykluszeit variiert, um die Ausgangsspannung auch bei dynamischen Lastwiderständen konstant zu halten. Nachfolgend soll betrachtet werden, wie sich das Spektrum der zu erwartenden Störungen bei Veränderungen des Arbeitszyklus verhält. Hierbei wird davon ausgegangen, dass die elektromagnetischen Emissionen im Wesentlichen durch verdeckte Antennen, wie der Induktivität L, sowie den Zuleitungen abgestrahlt werden. Änderungen des Lastflusses und somit der abgestrahlten Emissionen werden mit einem Rechtecksignal mit variabler Pulsweite moduliert. Hierbei korrespondiert das Zeitsignal  $x(t) = \text{rect}(\frac{D \cdot t}{T})$  mit dem Tastverhältnis  $D = \frac{t_{on}}{t_{off}}$  und der Periodendauer T mit dem Spektrum:

$$X(j\omega) = \frac{T}{\sqrt{2\pi}} * \text{si}(\frac{T * \omega}{2D})$$

Ist eine Erhöhung der Leistungsübertragung notwendig, so erhöht die Regelung das Tastverhältnis D, und gemäß der vorab aufgestellten Gleichung sorgt diese Änderungen des Koeffizienten für eine Senkung der Periodendauer und somit für eine positive Frequenzverschiebung der Oberwellen der SI-Funktion.

Sind hinreichend genaue Modelle des Schaltnetzteiles gegeben, ließe sich anhand dieser Frequenzverschiebung der momentane Arbeitspunkt des Schaltnetzteiles bestimmen. In der Praxis scheitert eine derartige Bestimmung des momentanen Leistungsbedarfs jedoch an fehlenden Möglichkeiten zur automatisierten Erstellung geeigneter Schätzmodelle. Daher erfolgt im Rahmen dieser Arbeit eine Beschränkung auf die Erkennung der Aktivitätszeiten sowie eine Identifikation der betriebenen Geräte.



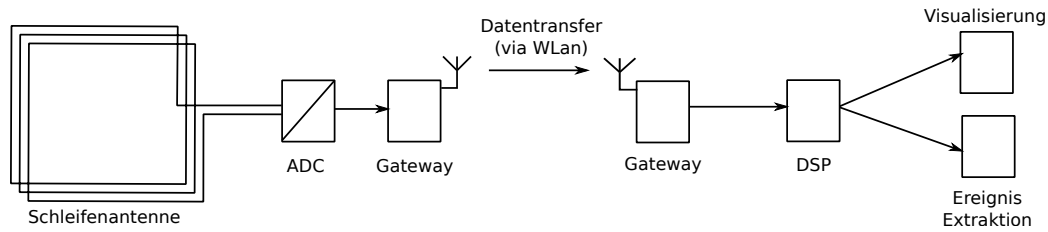


Abbildung 18: Aufbau des Labor-Systems zur Erfassung und Auswertung elektromagnetischer Emissionen

## 7.2 HARDWARE-AUFBAU DES MESSSYSTEMS

Zur Erfassung der elektromagnetischen Emissionen wurden zwei Messsysteme aufgebaut. Zunächst erfolgte der Aufbau eines Laborsystems, bestehend aus einem USB-Oszilloskop des Herstellers Pico-Scope und einem Einplatinencomputer Raspberry Pi B+ zur Datenerfassung. Mit diesem konnten erste Messungen vorgenommen und die tatsächlichen Hardwareanforderungen bezüglich der Abtastrate, Frequenzauflösung und Sensitivität bestimmt werden. Im zweiten Schritt wurde eine prototypische Messplattform basierend auf einem Mikrocontroller mit 72 MHz Cortex-M4 Rechenkern aufgebaut. Aus Sicht funktionaler Bausteine sind sowohl die Funktionsweise als auch die Schnittstellen beider Systeme identisch. Die funktionalen Leistungsmerkmale beider Systeme sind in der Tabelle 15 dargestellt. Das aufgebaute Laborsystem hat eine deutlich höhere Leistungsfähigkeit als für die gewünschte Anwendung tatsächlich benötigt wird. Daher wurden bei der Realisierung des Prototypen niedrigere Anforderungen bei der Auslegung des Hardware-Designs herangezogen. Lediglich die maximale Sensitivität des Prototypen wurde durch den Einbau eines Vorverstärkers verbessert, denn je nach gewählter Antennenkonfiguration erwies sich die Sensitivität des Laborsystems als zu gering.

Wie in Abbildung 18 dargestellt, wird eingangsseitig eine geeignete Schleifenantenne mit einem Analog-Digital-Wandler (ADC) und einem vorgeschalteten Bandpassfilter verbunden. Der ADC führt eine Konvertierung des analogen Signals durch und überträgt dieses an die Funkschnittstelle. Anschließend findet eine Datenübertragung zu einem leistungsfähigen PC-System zur Speicherung und Auswertung der erhobenen Rohdaten statt. Eine derartige funktionale Trennung in Erfassungs- und Verarbeitungseinheit ist erforderlich, um eventuell auftretende elektromagnetische Störabstrahlungen des PC-Systems nach besten Möglichkeiten zu vermeiden. Durch dieses zweistufige Design können beide Komponenten räumlich getrennt voneinander betrieben und somit eine mögliche Verfälschung der Messwerte ausgeschlossen werden. Durch die Funkschnittstelle selbst werden keine vom System messbaren zusätzlichen Störabstrahlungen verursacht, da dieses in einem um sechs Größenordnungen höheren Frequenzbereich arbeitet. Momentan wird aufgrund der einfachen Integration und der hohen zur Verfügung stehenden Datenrate eine handelsübliche WiFi-Verbindung nach 802.11n eingesetzt. Für einen späteren Produktiveinsatz des Messsystems sollte jedoch versucht werden, die Algorithmen zur digitalen Signalverarbeitung direkt auf dem Mikrocontroller auszuführen, um sämtliche Funktionalität

Eigenschaft	Laborsystem	Prototyp
Komponenten	PicoScope 5244B Raspberry Pi B+	Teensy 3.2 ESP8266
Abtastrate	62,5 MS/s	1 MS/s
Speicher	256 MS	22kS
ADC Auflösung	15Bit bei $\pm 20\text{mV}$	16Bit bei $1,1\text{V}$
Verstärkungsfaktor	—	64 fach
Max. Sensitivität [ $\mu\text{V}$ ]	0,61	0,26

Tabelle 15: Funktionale Leistungsmerkmale des Laborsystems und des Prototyps im Vergleich

ten in einem Endgerät zu bündeln. Nach derzeitigem Wissenstand ist der eingesetzte Mikrocontroller für diesen Anwendungsfall hinreichend leistungsfähig.

Beim Bau des Prototyps wurde auf die Realisierung eines hinreichend kompakten Formfaktors des Gehäuses, sowie auf die Integration einer geeigneten Elektronik zur Lade- und Endladeregelung eines Lithium-Polymer-Akkus geachtet. Daher ist diese Hardwarekomponente für einen etwaigen Einsatz in Form eines tragbaren Sensors vorbereitet. Ein solches Einsatzszenario würde beispielsweise eine personenbezogene Erfassung des Energiebedarfs durch Erkennung der Art und Nutzungsdauer von Elektrogeräten ermöglichen. Hierzu ist jedoch eine geeignete Bauform einer tragbaren Antenne notwendig.

### 7.3 ANTENNENDESIGN

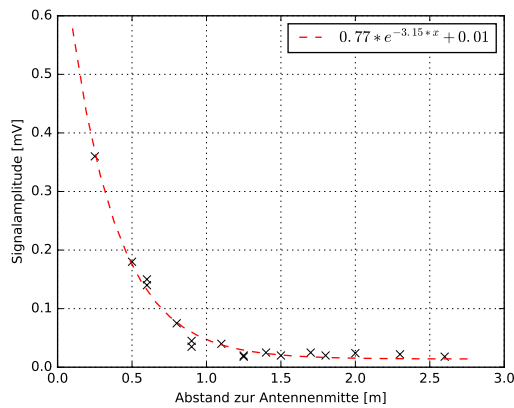
Bevor in diesem Kapitel der Aufbau und die Charakteristiken der Empfängerantenne erläutert werden können, müssen zunächst einige Grundlagen zu elektromagnetischen Feldern geklärt werden. Bedingt durch die Abstrahlcharakteristik ist mit elektromagnetischen Störabstrahlungen im Frequenzbereich von 20 kHz bis maximal 30 MHz zu rechnen. Für die abgestrahlten Emissionen ergibt sich eine Wellenlänge von:

$$\lambda = \frac{c}{f} \quad (20)$$

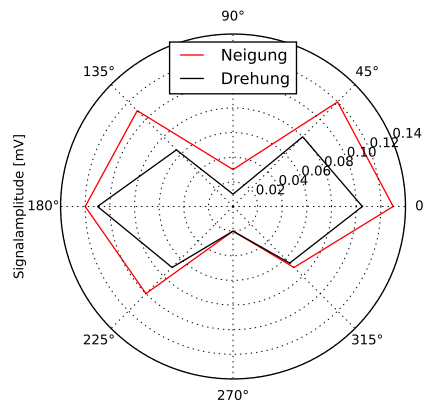
D. h. die Wellenlänge der abgestrahlten Emissionen bewegt sich im Bereich von  $\lambda_{20\text{kHz}} = 15 \text{ km}$  bis  $\lambda_{30\text{MHz}} = 10 \text{ m}$ . Damit befindet sich die Antenne überwiegend im Nahfeld des Strahlers:

$$r_{\text{Nah}} < \frac{\lambda}{2\pi} \quad (21)$$

Während im Fernfeld die Eigenschaften einer elektromagnetischen Welle gleich sind, egal ob diese von einer Dipol-Antenne oder von einer Leiterschleife erzeugt wurde, liegt im Nahfeld keine Kopplung des E-Felds und des H-Felds vor, und die Komponenten dieser Felder müssen getrennt voneinander gemessen werden. Im Nahfeld wird das E-Feld mit etwa  $\frac{1}{r^2}$  und das H-Feld mit  $\frac{1}{r^3}$  mit steigendem Abstand



(a) Raumdarstellung der Signalamplitude in Abhängigkeit der Distanz des Emitters von der Antennenmitte.



(b) Signalamplitude in Abhängigkeit des Dreh- und Kippwinkels des Emitters bei fixer Antennenposition.

Abbildung 19: Raumdarstellung der Signalamplitude in Abhängigkeit von Distanz und Drehwinkel zwischen Emitter und der Antenne.

zum Sender bedämpft. Wie eingangs erwähnt, ist die Zielsetzung dieser Arbeit die Bestimmung der Art und Aktivitätszeit von Elektrogeräten anhand elektromagnetischer Emissionen. Für diese Zielsetzung ist es ausreichend, die H-Feldkomponente mithilfe einer Leiterschleife zu bestimmen. Der H-Feldsensor kann entweder als Luftspule mit N Windungen oder als Stabantenne mit Ferritkern ausgeführt werden. Im Vergleich zur Luftspule kann die Stabantenne mit einer kleineren Bauform ausgeführt werden, da der magnetische Fluss durch die Antennenfläche verstärkt wird durch die im Vergleich zur Luft erhöhte Permeabilität des Kernmaterials. Da diese Bauform jedoch Hystereseverluste aufweist, wurden die im Rahmen dieser Arbeit realisierten H-Feldsensoren mithilfe von Luftspulen unterschiedlicher Größe und Windungszahl realisiert. Sofern nicht anders angegeben, wurden alle H-Feld-Messungen mit einer quadratischen Rahmenantenne mit 1 m Kantenlänge vorgenommen.

Zunächst wurde die Richtwirkung und die von der Entfernung abhängende Dämpfung dieser Antenne untersucht. Hierzu wurde ein Prüfling mit bekannter Abstrahlcharakteristik in unterschiedlichen Abständen, Kipp- und Drehwinkeln zur Antenne positioniert. Als Prüfling wurde eine Philips Hue LED-Leuchte eingesetzt, und es wurde die empfangene Signalamplitude bei  $f=39,8$  kHz gemessen. Die Ergebnisse dieser Messung sind in Abbildung 19 dargestellt. Wie zu erwarten, zeigt sich ein starker Abfall des empfangenen Signalpegels mit zunehmendem Abstand zwischen Prüfling und Antenne. Hierbei war das Signal noch im Abstand von 2,5 m deutlich messbar. Aufgrund von Beschränkungen des Messfelds konnten keine größeren Abstände betrachtet werden. Weiterhin wurde die Abhängigkeit der Signalamplitude vom Dreh- und Kippwinkel der Antenne untersucht. Da die gemessene Signalamplitude von der vom H-Feld durchfluteten Fläche abhängt, wird bei der Drehung und beim Kippen die Antennenfläche und somit die Amplitude des Empfangssignals geändert. Demzufolge zeigt die Schleifenantenne eine hohe Richtwirkung. Für praktische Anwendungen sollten daher drei jeweils senkrecht aufeinander stehende

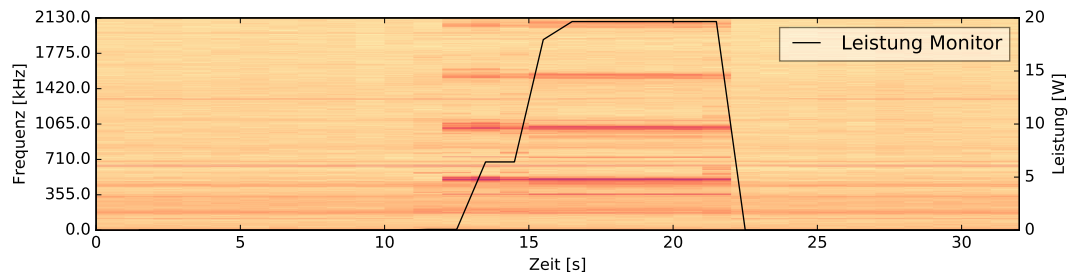


Abbildung 20: Beobachtete elektromagnetische Emissionen eines Lenovo 23" Monitors. Die graue Linie gibt die gemessene Leistungsaufnahme des Monitors an. Im Hintergrund wird das sekundlich gemessene Frequenzspektrum abgebildet.

Antennen zur Messung des H-Felds eingesetzt werden. Um eine kleine Bauform zu erreichen, können diese Antennen als Stabantennen ausgeführt werden.

#### 7.4 EXTRAKTION VON GERÄTEZUSTANDSDATEN

Mit dem im Abschnitt 7.2 vorgestellten Messsystem können elektromagnetische Emissionen einer Umgebung erhoben werden. Hierbei erfasst das Messsystem nicht die Abstrahlungen einzelner Geräte, sondern vielmehr die Überlagerung der elektromagnetischen Abstrahlungen aller aktiven Geräte. Ziel ist es nun, die empfangenen Rohdaten zu analysieren, um Gerätezustandsdaten, also Aktivitätszeiten sowie die Geräteinstanzen aktiver Geräte, aus den erfassten Daten abzuleiten. Hierzu werden die nachfolgenden, charakteristischen Eigenschaften von elektromagnetischen Emissionen ausgenutzt:

- **Sprunghafte Änderung:** Zum An- bzw. Abschaltzeitpunkt ergibt sich eine sprunghafte Änderung des erhobenen Signals. Ausgelöst wird diese durch das Erscheinen beziehungsweise durch das Verschwinden einzelner abgestrahlter Frequenzanteile und deren Oberwellen. Diese Frequenzanteile können durch eine Transformation in den Frequenzbereich ermittelt werden.
- **Transienz:** Während des Betriebs eines Elektrogeräts tritt eine Frequenzverschiebung der abgestrahlten elektromagnetischen Emissionen eines Elektrogerätes auf. Diese Verschiebung kann zum einen durch Aufheizeffekte von Bauteilen und Baugruppen während des Betriebes und zum anderen durch Lastverschiebungen ausgelöst werden. Die Geschwindigkeit der Frequenzverschiebung ist hierbei charakteristisch für ein Elektrogerät. Mithilfe dieser Eigenschaft wird bei hinreichend genauer Auflösung eine Trennung unterschiedlicher Geräte derselben Bauart möglich.
- **Dauerhafte Existenz:** Während der gesamten Aktivitätszeit eines Elektrogeräts existieren messbare elektromagnetische Emissionen, welche von diesem Gerät abgestrahlt werden. Die Form und Position der Signale im Frequenzbereich kann sich jedoch bedingt durch die Transienz sowie durch Zustandsänderungen während des laufenden Betriebes verändern.

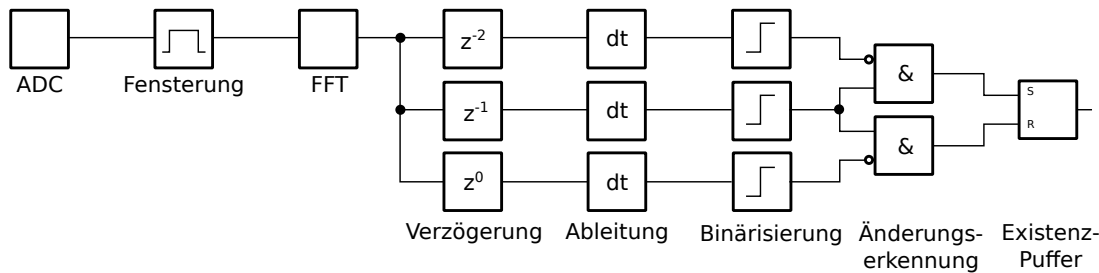


Abbildung 21: Extraktion von Zustandsdaten aus dem Rohdatenstrom ohne Kompensation der Transienz. Alle Operationen nach der Transformation im Frequenzbereich werden funktional auf einzelnen Frequenzamplituden ausgeführt. Als Ergebnis erhält man im Existenzpuffer einen binär codierten Aktivitätsvektor für einzelne Frequenzen.

- **Koexistenz:** Die Signalanteile der elektromagnetischen Emissionen mehrerer aktiver Elektrogeräte überlagern sich. Strahlen die Elektrogeräte elektromagnetische Emissionen in unterschiedlichen Frequenzbereichen ab, ist eine eindeutige Trennung der Signalquellen möglich.

Das oben beschriebene Verhalten kann graphisch in der Abbildung 20 betrachtet werden. Diese zeigt den Verlauf der elektromagnetischen Emissionen für einen Lenovo 23" Monitor über die Zeit. Auf der x-Achse des Graphen wurde die Zeit angetragen, und die y-Achse stellt die Signalamplitude für verschiedene Frequenzamplituden dar. Hellere Farben korrespondieren hierbei mit einer niedrigeren Signalamplitude. Zur besseren Verständlichkeit wurde die Leistungsaufnahme des Monitors ebenfalls mit eingezeichnet. Deutlich erkennbar ist das Erscheinen eines Signals direkt nach dem Einschalten des Geräts bei etwa 500 kHz sowie Oberwellen dieses Signals bei ganzzahligen Vielfachen. Weniger gut sichtbar sind schmalbandige Emissionen bei etwa 200 kHz.

Die exakte Form und der zu erwartende Frequenzbereich hängen hierbei stark vom zu beobachtenden Elektrogerät ab. Nachfolgend soll beschrieben werden, wie die Auswertung der elektromagnetischen Signale im Rahmen dieser Arbeit erfolgt. Auf technischer Ebene ist die Signalverarbeitung in einem zweistufigen Verfahren implementiert. Zunächst erfolgt eine grobe Extraktion relevanter, durch die elektromagnetischen Emissionen beeinflussten Frequenzbereiche. Anschließend wird in einem zweiten Schritt eine Transienzanalyse vorgenommen, um die genaue Aktivitätszeit zu bestimmen und die Frequenzverschiebung zu erfassen. Im Rahmen dieses Prozesses kann auch eine Klassifikation der empfangenen Signale erfolgen, um die Geräteidentität zu ermitteln. Die genaue Vorgehensweise zur Informationsextraktion wird nachfolgend beschrieben:

Im ersten Schritt werden relevante Frequenzbereiche aus den per Antenne empfangenen und vom Analog-Digital-Wandler digitalisierten Signale extrahiert. Hierzu wird, wie in Abbildung 21 dargestellt, der Eingangsdatenstrom in Fenster aufgeteilt und per diskreter Fourier-Transformation in den Frequenzbereich überführt. Anschließend wird für jede Frequenzamplitude einzeln die Ableitung gebildet und überprüft, ob die im aktuellen Frequenzanteil beobachteten Änderungen einen gewissen Schwellwert überschreiten. Dieser Schwellwert kann durch fortlaufende Berechnung der Signalvarianz für jede Frequenzamplitude individuell berechnet wer-

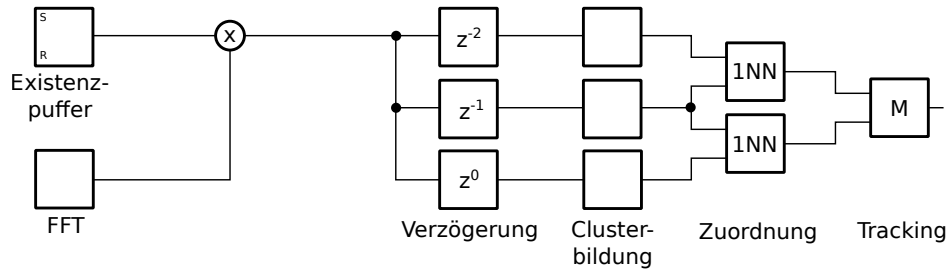


Abbildung 22: Schematischer Ablaufplan zur Durchführung der Transienzanalyse. Als Ergebnis erhält man die Aktivitätszeiten, Identitäten sowie die beobachtete Frequenzverschiebung von aktiven Objekten.

den. Als Ergebnis dieser Verarbeitungsschritte erhält man einen binär kodierten Änderungsvektor des Signals. Dieser Vektor enthält für jede Frequenzamplitude den Wert 0, sollte kein Sprung erkannt worden sein, und den Wert 1, wenn ein Sprung bei der  $i$ -ten Frequenzamplitude erkannt wurde. Um zu erkennen, ob eine signifikante Amplitudenänderung der  $i$ -ten Frequenzamplitude mit einem Ein- bzw. Ausschaltereignis korrespondiert, muss das Signal mit dem letzten Änderungsvektor bzw. mit dem nächsten Änderungsvektor verglichen werden. Dies erfolgt mithilfe zweier Verzögerungsglieder und jeweils einem negierten UND-Operator. Um die erkannten Ein- bzw. Ausschaltereignisse in Zustandsdaten umzuwandeln, erfolgt eine Speicherung des Zustandes in einem Existenzpuffer mit  $I$  Elementen. Der Existenzpuffer für das  $i$ -te Element wird mit einem Einschaltereignis der  $i$ -ten Frequenzamplitude aktiviert und mit einem Ausschaltereignis wieder zurückgesetzt. Formalisiert werden die folgenden Datenfluss-Gleichungen zur Bestimmung der Ein- und Ausschaltereignisse:

$$X(f) = \text{FFT}(x(t)) \quad (22)$$

$$\Delta X(f_i) = X(f_i)|_{t=0} - X(f_i)|_{t=-1} \quad (23)$$

$$A(f_i) = \Delta X(f_i) > k\sigma_i \quad (24)$$

$$e_{an,i} = \neg A(f_i)|_{t=-2} \wedge A(f_i)|_{t=-1} \quad (25)$$

$$e_{aus,i} = \neg A(f_i)|_{t=0} \wedge A(f_i)|_{t=-1} \quad (26)$$

Mit dieser Verfahrensweise können jedoch bedingt durch die Transienzeigenschaft noch keine Informationen über den Gerätezustand gewonnen werden. Betrachtet man beispielsweise die Abbildung 20, so fällt auf, dass sich durch die Verschiebung der emittierten Signalfrequenz des Monitors in regelmäßigen Abständen Ein- und Ausschaltereignisse für jeweils benachbarte Frequenzen ergeben. Daher muss in einem zweiten Arbeitsschritt eine Transienzanalyse durchgeführt werden, um die Frequenzverschiebung des Signals zu verfolgen. Hierbei kann es je nach beobachtetem Gerät auch mehrere charakteristische Signalfrequenzen mit jeweils unterschiedlicher Frequenzverschiebung geben.

Die im zweiten Schritt durchgeführte Vorgehensweise zur Signalverfolgung und zur abschließenden Ableitung von Aktivitätsdaten ist in Abbildung 22 dargestellt. Das hierbei vorgestellte Verfahren arbeitet in einzelnen Zeitschritten, wobei sich die Schrittweite aus der gewählten Fenstergröße und der Abtastrate des Rohdatensignals

ergibt. Zunächst wird der im ersten Schritt gewonnene Zustand aus dem Existenzpuffer mit der Fourier-Transformierten des gefensterten Antennensignals multipliziert. Auf diese Weise können sämtliche irrelevanten Signalanteile aus dem Antennensignal entfernt werden. Anschließend wird das Spektrum mithilfe des MeanShift-Clusterverfahrens in Segmente zerlegt und die Mittenfrequenz jedes Clusters bestimmt. Im nächsten Verfahrensschritt müssen die gefundenen Cluster über die Zeit nachverfolgt werden, um die Transienz des Signalanteils zu bestimmen und zu kompensieren. Hierbei werden die in einem Zeitschritt gefundenen Cluster jeweils mit den im letzten sowie im nächsten Zeitschritt gefundenen Clustern abgeglichen. Dieser Abgleich erfolgt durch Zuordnung eines Clusterzentrums zum nächstgelegenen Clusterzentrum aus dem letzten Zeitschritt. Als Annahme wird hierbei getroffen, dass jedes Clusterzentrum aus einem vergangenen Zeitschritt genau keinem oder einem Clusterzentrum aus dem aktuellen Zeitschritt zugeordnet werden kann. Hierbei müssen drei Fälle berücksichtigt werden:

1. Ein Clusterzentrum verschwindet aus dem Spektrum, d. h. dem Clusterzentrum aus dem letzten Zeitschritt kann kein neues Clusterzentrum zugeordnet werden. In diesem Fall wird das Tracking für das Cluster beendet.
2. Ein neues Cluster-Zentrum erscheint. Dies wird durch die Änderung der Anzahl an Clustern erkannt. In diesem Fall existieren für ein Clusterzentrum aus dem letzten Zeitschritt zwei oder mehrere mögliche Kandidaten als nachfolgende Cluster. Es wird der Kandidat mit der niedrigsten Abweichung der Mittenfrequenz als Nachfolger gewählt und für die anderen, nicht zugeordneten Cluster wird das Tracking gestartet.
3. Ein Clusterzentrum verschiebt sich oder ändert seine Form. Verschiebungen im kleinen Umfeld, d. h. Verschiebungen ohne Änderung des zugeordneten Clusters können einfach durch Anpassung des Clusterzentrums kompensiert werden. Tritt jedoch eine größere Verschiebung auf, sodass mehrere Cluster aus dem aktuellem Zeitschritt dem Cluster aus dem vorhergehenden Zeitschritt zugeordnet würden, wird nur das Cluster mit der kleinsten Distanz zwischen den Mittenfrequenzen zugeordnet. Alle anderen Cluster werden zukünftig als eigenständige Cluster betrachtet.

Zur weiteren Verbesserung des Tracking-Verfahrens könnte bei der Zuordnung der Cluster aus dem vergangenen Zeitschritt zu den Clustern aus dem aktuellen Zeitschritt noch die Änderungsgeschwindigkeit berücksichtigt werden. Dies wurde jedoch im Rahmen dieser Arbeit aufgrund möglicher Vorhersagefehler bei Frequenzverschiebungen durch Lastverschiebungen nicht implementiert. Verwendet man das Tracking einzelner Signalanteile als Grundlage für die Aktivitätserkennung, kann man auf diese Weise die Mittenfrequenzen sowie die Signalform der abgestrahlten Signale, den zeitlichen Verlauf der Änderungen, sowie die Dauer der Emissionen bestimmen. Verwendet man diese Informationen als Features für gängige Klassifikationsverfahren, lässt sich zusätzlich noch die Benennung, also die Klasse des verwendeten Gerätes, ableiten. Somit können mit dem in diesem Kapitel vorgestellten Verfahren Gerätezustandsdaten für die Ermittlung des Energiebezuges gewonnen werden.



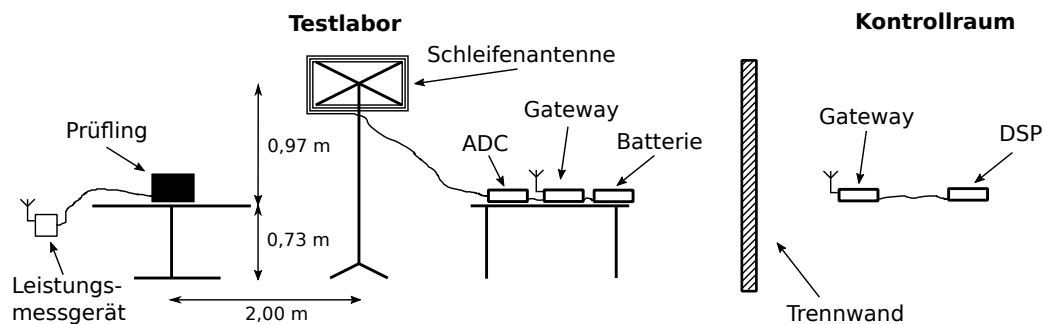


Abbildung 23: Messaufbau zur Erhebung der elektromagnetischen Emissionen unterschiedlicher Elektrogeräte.

## 7.5 EVALUATION

Um die Leistungsfähigkeit und Erkennungsgenauigkeit des Messsystems zur Erhebung elektromagnetischer Emissionen zu testen, wurde der in Abbildung 23 dargestellte Messaufbau installiert. Um möglichst anwendungsnahe Bedingungen zu simulieren, wurde der Testaufbau bestehend aus Probentisch mit Prüfling, Schleifenantenne sowie den Hardware-Komponenten zur Datenerhebung in einem Büro aufgebaut. Hierbei wurden die Hardware-Komponenten des Messsystems mit einer Pufferbatterie gespeist, um mögliche netzseitige Störeinkopplungen zu vermeiden. Es erfolgten hingegen keine erweiterten Eingriffe in die Gebäudeinfrastruktur wie dem Abschalten von einzelnen Verbrauchern in Nachbarbüros oder von ganzen Stromkreisen im Gebäude.

Die vom Messsystem gesammelten Daten wurden zur weiteren Verarbeitung mittels WiFi an ein weiteres, im Kontrollraum installiertes PC-System übertragen. Auf diesem wurden die Rohdaten konvertiert und abgespeichert. Wie eingangs erwähnt, sind diese Komponenten zur Datenerfassung baulich getrennt untergebracht, um Störstrahlungen durch diesen PC oder angeschlossene Peripheriegeräte bei den durchgeführten Messungen nicht zu erfassen. Der Prüfling wurde mithilfe eines Leistungsmessgerätes mit dem Stromnetz verbunden. So konnten gleichzeitig die Leistungsaufnahme des Prüflings und seine elektromagnetischen Abstrahlungen erfasst werden.

Die Messungen wurden wie folgt durchgeführt: Im ersten Schritt wurde der Prüfling mit dem zunächst noch abgeschalteten Leistungsmessgerät verbunden. Anschließend wurde die Messung der elektromagnetischen Emissionen gestartet, um zunächst Referenzdaten mit ausgeschaltetem Prüfling zu sammeln. Nach 10 Sekunden wurde ein Einschaltbefehl an das Leistungsmessgerät gesendet und, falls notwendig, der Prüfling manuell aktiviert. Anschließend wurde der Prüfling für die Zeitdauer von 30 Sekunden betrieben, bis dieser wieder vom Stromnetz getrennt wurde. Die Messung der elektromagnetischen Emissionen wurde 10 Sekunden später gestoppt. Für jedes untersuchte Gerät wurde diese Messung mindestens dreimal wiederholt, um aussagekräftige Referenzdaten zu erheben. Die Datenerhebung erfolgte in der dargestellten Konfiguration mit  $f_s = 4,2 \text{ MHz}$ , sodass gemäß Nyquist-Shannon'schem Abtasttheorem der Frequenzbereich bis etwa  $2,1 \text{ MHz}$  betrachtet werden kann. Die gemessenen Daten werden in Fenster mit einer Länge von 48.768



Samples aufgeteilt. Die Fensterlänge beträgt demzufolge 11 ms, und die Frequenzauflösung liegt bei 86,12 Hz. Zwar hätte die Hardware des Laborsystems hier auch deutlich höhere Fenstergrößen zugelassen, allerdings hätte dies die Übertragbarkeit der Ergebnisse auf den Prototypen eingeschränkt, da dieser deutlich weniger Samples puffern kann.

#### 7.5.1 *Beobachtete Signaturen elektromagnetischer Emissionen*

Um einen ersten Eindruck der empfangenen elektromagnetischen Signale zu bekommen, wurde der Signalverlauf für unterschiedliche Elektrogeräte über die Zeit aufgetragen und in Abbildung 24 dargestellt. Hierbei erfolgt die Abbildung des Signalverlaufs in Form eines Wasserfalldiagramms, d. h. auf der x-Achse ist der Zeitverlauf und auf der y-Achse das Spektrum zum jeweiligen Zeitpunkt angetragen. Unterschiedliche Frequenzamplituden werden hierbei durch eine lineare Farbskala abgebildet. Dunklere Farben stellen hierbei eine höhere Signalamplitude des jeweiligen Frequenzanteils dar.

Für fast alle beobachteten Geräte zeigen sich deutliche Änderungen des Signals beim Verbinden des jeweiligen Prüflings mit der Stromversorgung zum Zeitpunkt  $t = 10$  s. Die Geräte der Klassen „Dell Laptop“ und „LCD-TV“ mussten nach dem Schalten der Stromversorgung noch zusätzlich manuell eingeschaltet werden und weisen daher eine verzögerte Einschalttransiente auf. In Form und Ausprägung zeigen sich deutliche Unterschiede zwischen den einzelnen Elektrogeräten. So erzeugt der Samsung-TV breitbandige Emissionen mit hoher Amplitude, ausgelöst durch die Arbeitsfrequenz des integrierten Schaltnetzteils, sowie deutliche Oberwellen bei den zwei im Messbereich liegenden Vielfachen dieser Frequenz. Unerwartet deutliche Emissionen werden auch von der Philips Hue Lampe abgestrahlt, obwohl dieses Gerät eine äußerst geringe Leistungsaufnahme von unter 5,6 Watt aufweist. Weniger deutlich sind die Emissionen der Laptops von Lenovo und Acer. Diese Geräte zeigen im Aktivitätszeitfenster nur sehr schwache elektromagnetische Emissionen in einem schmalbandigen Frequenzbereich. Noch deutlich schwächere elektromagnetische Emissionen wurden von der Lötstation und vom Bügeleisen. Bauartbedingt enthalten diese Geräte im wesentlichen ohmsche Verbraucher, welche theoretisch keine elektromagnetischen Abstrahlungen verursachen. Die Emissionen dieser Geräte liegen an der Sensitivitätsschwelle der in dieser Arbeit eingesetzten Messtechnik und weisen sehr schwache Signaländerungen auf. Daher wurde auf die Abbildung dieser Geräte verzichtet.

#### 7.5.2 *Identifikation aktiver Elektrogeräte*

Im nächsten Schritt wurde untersucht, wie gut sich die Elektrogeräte aufgrund ihrer elektromagnetischen Emissionen identifizieren lassen. Hierzu wurden, wie in Kapitel 7.4 beschrieben, zunächst eine Ereigniserkennung und ein Signaltracking ausgeführt. Anschließend wurden die zu erkannten Aktivitätszeiten gehörenden Spektren in jeweils 40 linear verteilte Frequenzbänder unterteilt und zur Erkennung des aktiven Gerätes genutzt. Hierzu kam ein Random-Forest-Klassifizierer zum Einsatz. Um die Genauigkeit der Geräteidentifikation zu überprüfen, kam eine 10-fach stratifizier-

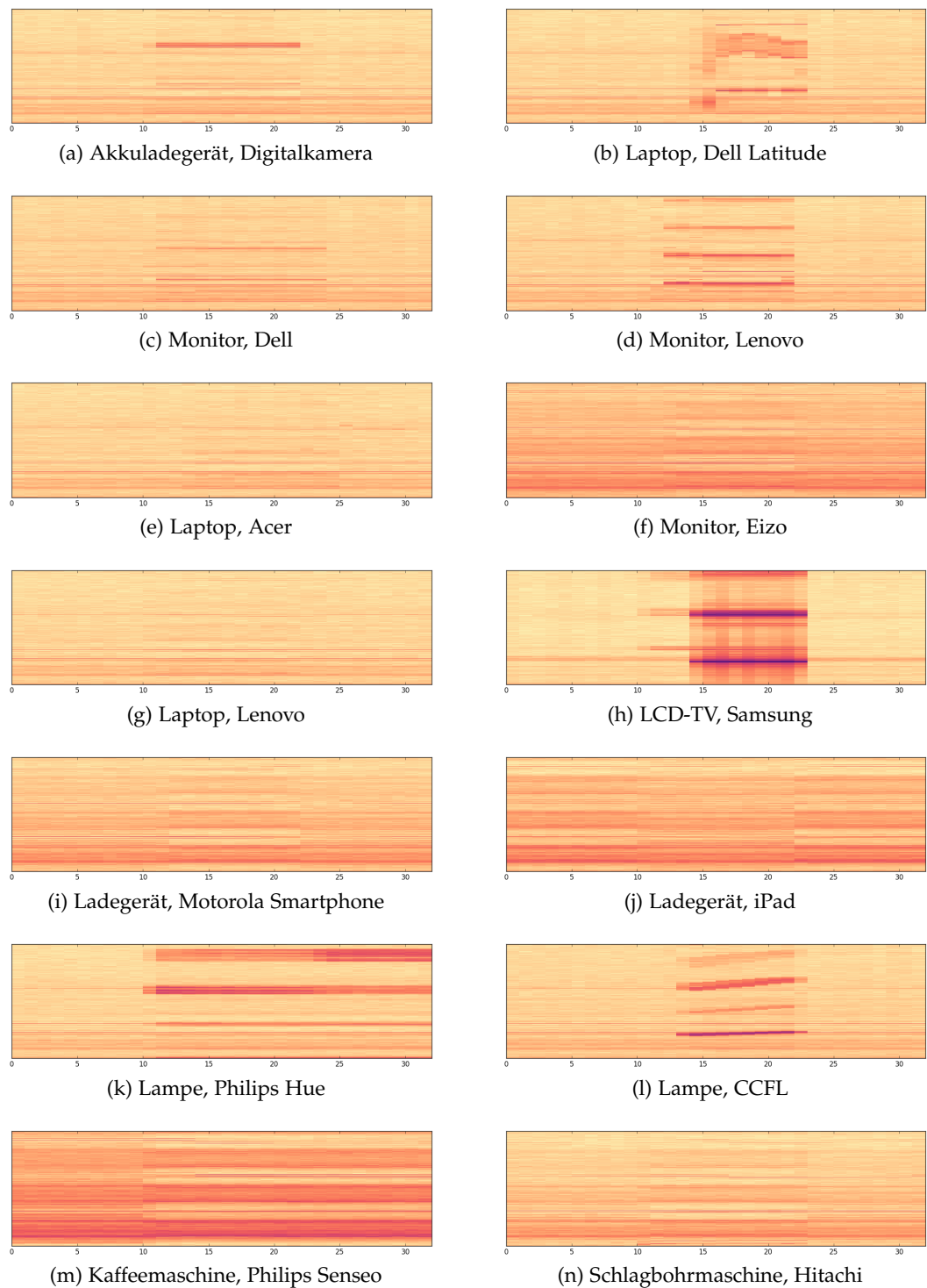


Abbildung 24: Abgestrahlte elektromagnetische Emissionen unterschiedlicher Elektrogeräte dargestellt als Wasserfalldiagramm. Die x-Achse gibt den Zeitverlauf an und auf der y-Achse wurden die einzelnen Frequenzamplituden im Bereich von 0 bis 1 MHz angetragen. Höhere Amplituden sind hierbei mit dunkleren Farben eingefärbt. Die Geräte wurden zum Zeitpunkt  $t=10s$  mit dem Stromnetz verbunden und dann unverzüglich eingeschaltet.

te Kreuzvalidierung zum Einsatz. Die Ergebnisse der Geräteidentifikation werden in der Tabelle 16 dargestellt. Wie zu erwarten, konnten der „LCD-TV“ und die „Philips Hue“ Lampe aufgrund der deutlichen Störabstrahlungen immer zuverlässig erkannt werden. Weiterhin konnten alle Laptops und die Monitore von Lenovo, Fujitsu und Dell mit einem F1-Maß (vgl. 3.1.4) von über 92% erkannt werden. Deutlich unzuverlässiger ist jedoch die Erkennung der Lötstation, des Bügeleisens<sup>1</sup>, der Heißluftpistole und der betrachteten Kaffeemaschine. Da es sich hierbei im Wesentlichen um ohmsche Verbraucher handelt, waren die elektromagnetischen Abstrahlungen dieser Geräte sehr gering und ähnelten sich stark. Daher ist eine zuverlässige Erkennung dieser Geräte nur schwerlich möglich.

## 7.6 FAZIT

In diesem Kapitel wurde die Eignung elektromagnetischer Emissionen zur Erhebung von Gerätezustandsdaten untersucht. Hierzu wurden zwei Messsysteme zur Erfassung elektromagnetischer Abstrahlungen im Nahfeld von Elektrogeräten entwickelt und hinsichtlich der Leistungsfähigkeit zur Identifikation aktiver Geräte untersucht. Hierbei konnte gezeigt werden, dass sich 25 unterschiedliche Geräte mit einem F1-Maß von 0,85 erkennen lassen. Hierbei können insbesondere Elektrogeräte mit integriertem Schaltnetzteil mit einer sehr hohen Genauigkeit identifiziert werden. Jedoch ist die Erkennungsgenauigkeit anderer Geräte mit hauptsächlich ohmscher Verbrauchscharakteristik wie zu erwarten deutlich geringer. Die Verwendung elektromagnetischer Emissionen ist jedoch insbesondere zur Erfassung der Gerätezustandsdaten von herkömmlichen Bürogeräten wie Laptops, Monitoren oder Lampen sehr gut geeignet.

---

<sup>1</sup> Das Bügeleisen, der Haartrockner, die Bohrmaschine und der LCD-TV wurden in die Gruppe der zu prüfenden Geräte aufgenommen, um ein möglichst breites Spektrum unterschiedlicher Geräte abzudecken. Es ist normalerweise nicht mit dem gehäufteten Auftreten dieser Geräteklassen in typischen Büroumgebungen zu rechnen.

Klasse	Precision	Recall	F1-Maß	Support
Bohrmaschine	0,85	0,85	0,85	13
Bügeleisen	0,74	0,78	0,76	18
Funksteckdose	1,00	1,00	1,00	13
Haartrockner	0,70	0,78	0,74	9
Heißluftpistole	0,57	0,57	0,57	7
Kaffeemaschine	0,56	0,56	0,56	9
LCD-TV	1,00	1,00	1,00	10
Ladegerät DigiCam	0,83	0,71	0,77	7
Ladegerät Motorola	0,67	0,83	0,74	12
Ladegerät NMh-Akku	1,00	1,00	1,00	5
Ladegerät Nexus	1,00	1,00	1,00	6
Ladegerät Sony	1,00	1,00	1,00	12
Ladegerät iPad	1,00	0,75	0,86	8
Ladegerät iPhone	0,82	0,90	0,86	10
Lampe CCFL	1,00	0,91	0,95	11
Lampe Philips Hue	1,00	1,00	1,00	11
Laptop Acer	1,00	0,86	0,92	7
Laptop Dell	0,88	1,00	0,93	7
Laptop Lenovo	0,92	1,00	0,96	11
Lötstation	0,64	0,60	0,62	15
Monitor Dell	1,00	1,00	1,00	8
Monitor Eizo	0,83	0,56	0,67	9
Monitor Fujitsu	0,91	1,00	0,95	10
Monitor Lenovo	1,00	0,92	0,96	12
Netzwerkswitch	0,78	0,88	0,82	8
<b>Mittelwert</b>	<b>0,86</b>	<b>0,85</b>	<b>0,85</b>	<b>248</b>

Tabelle 16: Untersuchte Elektrogeräte und deren Erkennungsgenauigkeit erzielt mittels eines Random-Forest-Klassifizierers.

## FUSION VON GERÄTE-ZUSTANDSDATEN MIT AGGREGIERTEN LEISTUNGSSIGNALLEN

---

*Gute Informationen sind schwer zu bekommen.  
Noch schwerer ist es, mit ihnen etwas anzufangen.*

— **Sir Arthur Conan Doyle**  
der geistige Vater von Sherlock Holmes

### 8.1 MOTIVATION

In den vorangegangenen Kapiteln wurde gezeigt, wie mit hinreichend genauen Informationen zum Gerätezustand hochgenaue Energiemodelle erzeugt werden können. Es zeigte sich jedoch ebenfalls, dass die hierzu notwendige Beschaffung von Informationen mit hohem Detailgrad häufig mit sehr hohem Aufwand verbunden ist. Zwar ist es beispielsweise möglich, mittels audio-basierter Aktivitätserkennung die Veränderung von Gerätezustandsdaten zu erfassen. Da eine direkte Nutzung dieser Daten zur Ableitung der Leistungsaufnahme auf Einzelgeräteebene mithilfe vorab erstellter statischer Energiemodelle jedoch zu ungenau ist, wird in diesem Kapitel ein Verfahren zur Fusion der Gerätezustandsdaten mit zentral gemessenen Leistungsdaten vorgestellt. Dieses Verfahren ermöglicht es, Veränderungen in der Leistungsaufnahme der gesamten gemessenen Umgebung den jeweiligen Einzelgeräten zuzuordnen. Mithilfe dieser Vorgehensweise ist kein explizites Erstellen von Energiemodellen notwendig. Stattdessen kann das Energiemodell durch Beobachtung der Auswirkungen von Zustandsänderungen des Gerätes abgeleitet werden.

Das hierbei beschriebene Verfahren kann für beliebige Geräte zum Einsatz gebracht werden, wenn deren Gerätezustandsdaten erfasst werden können. Hierbei hängt die maximal erreichbare Güte von der Korrelation des Gerätezustands mit den Leistungsdaten ab. Im Rahmen dieser Arbeit erfolgt exemplarisch die Betrachtung des Beleuchtungssystems eines Gebäudes. Hierbei ist die Zielsetzung, die Leistungsaufnahme für jedes verwendete Leuchtmittel zu jedem Zeitpunkt individuell zu bestimmen. Die hierzu notwendigen Geräte-Zustandsdaten können beliebige Werte zwischen 0% (Licht aus) und 100% (volle Leuchtstärke) annehmen und in großem Umfang durch die Anbindung des Gebäude-Steuerbusses erfasst werden. Die notwendigen Leistungssignale können durch in relevanten Unterverteilern installierte Stromzähler abgegriffen werden. Sofern die notwendigen Anforderungen an die Abtastrate erfüllt sind, ist alternativ die Integration ohnehin vorhandener intelligenter Messzähler möglich. Sind geeignete Gerätezustandsdaten anderer Geräte vorhanden, lassen sich die in diesem Kapitel betrachteten Verfahren direkt auf andere Geräteklassen übertragen.

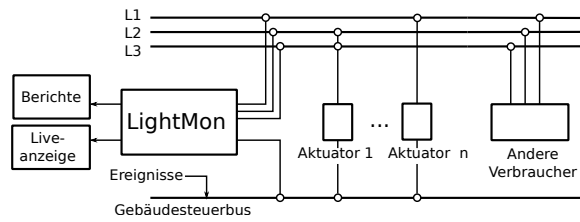


Abbildung 25: Integration von LightMon in die bestehende Gebäudeinstallation.

## 8.2 BERECHNUNG DES ENERGIEBEDARFS VON SCHALTEREIGNISSEN

Ziel dieses Kapitels ist die Beschreibung eines Verfahrens zur Berechnung der Leistungsaufnahme von Leuchtmitteln in einem Gebäude durch Beobachtung von Schaltereignissen und der Fusion dieser Schaltereignisse mit dem Zeitsignal der Stromaufnahme des gesamten Gebäudes. Hierzu wird vorausgesetzt, dass ein Steuerbus zur Übertragung der Schaltereignisse im Gebäude vorhanden ist. Bedingt durch Kostenvorteile bei der Elektroverkabelung und durch kostengünstig verfügbare vernetzte Leuchtmittel ist diese Annahme keine wesentliche Einschränkung. Zur Demonstration der Funktionsweise, sowie der einfachen Integration des Systems in bestehende Gebäude, wurde im Rahmen dieser Arbeit eine prototypische Implementierung des Verfahrens umgesetzt und testweise in zwei Gebäude integriert. Nachfolgend wird das prototypische Gesamtsystem als LightMon bezeichnet.

Die Integration von LightMon in ein bestehendes Gebäude ist beispielhaft in Abbildung 25 dargestellt. Für die Erfassung von Schaltereignissen wird das System mit dem Gebäudesteuerbus verbunden. Der Gesamtstrombedarf des Gebäudes, bestehend aus den Strombedarfen auf einzelnen Phasen wird mithilfe von Stromzangen an zentraler Stelle im Hauptverteiler oder in Unterverteilungen des Gebäudes erfasst. Somit ist das LightMon-System in der Lage sowohl Schaltereignisse als auch die Auswirkungen der Schaltereignisse auf den totalen Stromverbrauch des Gebäudes zu beobachten. Um hieraus Rückschlüsse auf die Leistungsaufnahmen einzelner Verbraucher zu ziehen, muss das System alle Schaltereignisse mit den gemessenen Leistungssignalen über einen gewissen Zeitraum hinweg korrelieren. Auf diese Weise kann der Einfluss jedes einzelnen Schaltereignisses abgeleitet und dem geschalteten Verbraucher zugeordnet werden. Als Ergebnis dieser Betrachtung erhält man eine Matrix mit Leistungsbeiwerten (Leistungskoeffizienten) jedes geschalteten Aktuators auf jeder möglichen, im Gebäude beobachteten Phase. Da zumeist keine separaten Stromkreise für die Beleuchtung eingesetzt werden, finden sich in den gemessenen Leistungswerten auch Anteile von anderen Elektrogeräten mit unbekannten Zuständen und schwankenden Energiebedarfen. Diese Signale begrenzen die Skalierbarkeit von LightMon bezüglich der Maximalgröße des beobachteten Gebäudes. Daher ist es in großen Gebäuden notwendig, ein LightMon-System pro Unterverteilung zu installieren.

Wie bereits erwähnt ist die Beobachtung beschränkt auf Elektrogeräte, zumeist Leuchtmittel, welche über einen Steuerbus geschaltet werden. Hierbei wird davon ausgegangen, dass jedes geschaltete Leuchtmittel eine eindeutige Adresse hat und

per Schaltbefehl aus- bzw. eingeschaltet wird. Diese Annahmen sind bei Installationen entsprechend dem Stand der Technik erfüllt. Die Erfassung der Leistungsaufnahme erfolgt hierbei individuell für jeden Schaltaktor. Dementsprechend wird die kumulierte Leistung erfasst, wenn mehrere Leuchtmittel an einem Schaltaktor angeschlossen sind oder wenn eine Gruppenadresse mehrere Aktuatoren gleichzeitig schaltet.

Der Prozess zur Erstellung der Matrix mit Leistungsbeiwerten  $\Phi$  erfolgt kontinuierlich, um Veränderungen in der Gebäudeinstallation, beispielsweise durch defekte oder ausgetauschte Leuchtmittel, Rechnung zu tragen. Nach der initialen Parametrierung der Leistungsbeiwerte beginnt das System mit der Protokollierung der verbrauchten Energie pro Aktuator durch Multiplikation des Aktuator-Schaltzustandes  $x_i(t)$  mit den Leistungskoeffizienten  $\Phi$ . Durch geeignete Kumulation lässt sich der für Beleuchtungszwecke aufgewendete Energiebedarf des gesamten Gebäudes, einzelner Gebäudeteile oder einzelner Räume bestimmen. Derzeit wird das LightMon-System sowohl im *Kongresszentrum Darmstadtium* als auch in den Räumlichkeiten des *Fachgebiets für Multimedia Kommunikation* zur Messung des Stromverbrauchs auf Raumebene eingesetzt. In den folgenden Abschnitten dieses Kapitels wird die genaue Funktionsweise des LightMon-Systems näher beschrieben.

### 8.2.1 Definitionen und getroffene Annahmen

Die Implementierung des LightMon-Systems stützt sich auf die nachfolgend getroffenen Annahmen ab:

1. Es wird angenommen, dass der vollständige Stromverbrauch des Gebäudes mit einer hinreichend hohen Abtastrate erfasst wird.
2. Sofern ein Gebäude über einen mehrphasigen Stromanschluss verfügt, wird angenommen, dass für jede verfügbare Phase voneinander unabhängige Leistungsmesswerte vorhanden sind. Diese Annahme ist in Europa für die meisten Gebäude erfüllt, denn es werden fast immer dreiphasige Systeme eingesetzt. Sofern mehrere Unterverteiler überwacht werden, ist für jeden verfügbaren Stromkreis das Vorhandensein voneinander unabhängiger Leistungsmesswerte erforderlich. In den Räumlichkeiten des Fachgebiets für Multimedia Kommunikation wurden sechs voneinander unabhängige Phasen beobachtet und im Kongresszentrum Darmstadtium wurden 27 Phasen getrennt beobachtet.
3. Es wird angenommen, dass ein Steuerbus zum Schalten der Leuchtmittel eingesetzt wird. Unterstützte Schaltbefehle sind AN, AUS oder ein beliebiger ZWISCHENWERT, eingestellt per Dimmer. Diese Annahme ist in neueren Gebäuden häufig erfüllt, da Gebäudesteuerungssysteme die Automatisierung ermöglichen, Elektroinstallation vereinfachen, Kabelwege verkürzen und die Flexibilität bei späteren Umbauten erhöhen. Typischerweise werden hier entweder drahtgebundene Systeme wie KNX, EiB, Dali oder drahtlose Funkstandards wie ZigBee oder EnOcean eingesetzt.
4. Da die ausgeführten Verfahren auf eingebetteten Systemen ausgeführt werden sollen, wird von begrenzter Rechenleistung sowie von begrenzten Speicherres-

Symbol	Beschreibung
Ereignis $e$	3-Tupel bestehend aus (Sender, Aktuator, Kommando).
Leistung $P_{e,i}(n)$	Einfluss des Ereignisses $e$ für den Aktuator $i$ auf die Leistungsaufnahme $P_n$ in Watt der $n$ -ten Phase $\phi_n$ .
$N$	Anzahl der unabhängigen, beobachteten Phasen im Gebäude.
$I$	Anzahl der im Gebäude geschalteten Aktuatoren.
$E$	Anzahl aller beobachteten Ereignisse.
$P_n(t)$	Leistung in Watt der $n$ -ten Phase zum Zeitpunkt $t$ .
Zeitpunkt $t_e$	Zeitpunkt $t$ zu dem das Ereignis $e$ auftritt.
Residuum $R(t)$	Leistungsaufnahme aller nicht über den Gebäudesteuernbus geschalteten Geräte im Gebäude.
Zustand $x_i(t)$	Schaltzustand des $i$ -ten Aktuators zum Zeitpunkt $t$ .
Vektor $\Phi_e$	Leistungsbeiwert von Ereignis $e$ in Watt. Hierbei gilt für $\Phi_e$ : $\Phi_e = (p_1, p_2, \dots, p_N)^T$ für Phase $1 \dots N$ .
Matrix $\Phi$	Matrix ( $I \times N$ ) mit Leistungsbeiwerten aller $I$ Aktuatoren auf allen $N$ Phasen.
Vektor $\epsilon_i$	Messfehlervektor des $i$ -ten Aktuators in Watt $(\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_N)^T$ für die Phasen $1, \dots, N$ .

Tabelle 17: Auflistung der zur Beschreibung von LightMon verwendeten Symbole.

sources ausgegangen. Hierbei wird niedrige Rechenleistung höher gewichtet als die bestmöglich erreichbare Genauigkeit. Stattdessen sollen die Verfahren eine Live-Überwachung des Stromverbrauchs ermöglichen.

5. Zur Modellierung der Leistungsaufnahme wird eine Heaviside-Funktion eingesetzt. Dementsprechend wird angenommen, dass im ausgeschalteten Zustand die Leistungsaufnahme des Leuchtmittels 0 Watt beträgt und im eingeschalteten Zustand eine konstante Leistungsaufnahme erfolgt. Dieses Modell eignet sich sehr gut zur Abbildung von LED-Leuchten oder Glühlampen, jedoch zeigen Gasentladungsröhren ein hiervon abweichendes Einschaltverhalten, aufgrund von Aufwärmprozessen in der Gasfüllung.
6. Wird ein Leuchtmittel nicht bei maximaler Helligkeit betrieben, wird von einem linear ansteigenden Zusammenhang zwischen eingestellter Helligkeit und der Leistungsaufnahme ausgegangen (vgl. [125]).
7. Es wird davon ausgegangen, dass die residualen Schwankungen, ausgelöst durch nicht beobachtete Geräte, eine bestimmte Obergrenze nicht übersteigen. Konkrete Zahlenwerte für diese Obergrenze werden im Rahmen der Evaluation ermittelt.

Zusätzlich zu diesen Annahmen werden in der Tabelle 17 wichtige Symbole zur Erklärung der Funktionsweise von LightMon erläutert.



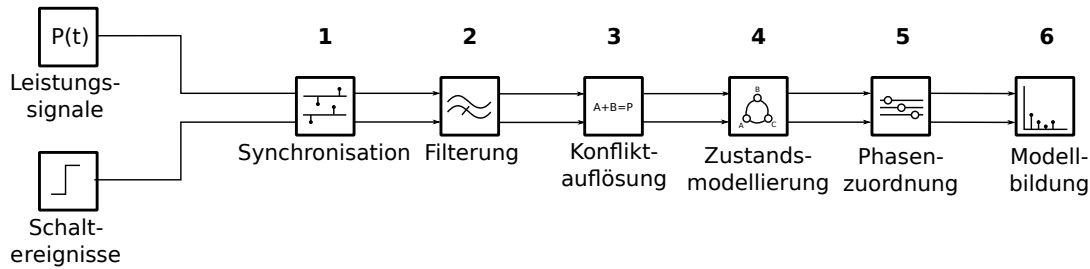


Abbildung 26: Verarbeitungsschritte zur Berechnung des Einflusses von Schalterereignissen auf die vollständige Leistungsaufnahme des Gebäudes.

### 8.3 ABLEITUNG DER LEISTUNGSBEIWERTE

In der Beobachtungsphase von LightMon werden die Leistungsbeiwerte zur Berechnung des Energiebedarfs für alle im Gebäude geschalteten Aktuatoren ermittelt. Abhängig von der gewünschten Güte kann dieser Prozess einmalig durchgeführt werden oder kontinuierlich im Hintergrund erfolgen. Erfolgt eine kontinuierliche Ermittlung der Leistungsbeiwerte, ist es möglich, fehlerhafte oder defekte Leuchtmittel zu erkennen. Erfolgt eine einmalige Bestimmung der Leistungsbeiwerte, können die Ressourcenanforderungen des Systems noch weiter reduziert werden. Wie in Abbildung 26 dargestellt erfolgt die genaue Vorgehensweise zur Ermittlung der Leistungsbeiwerte in fünf aufeinander aufbauenden Schritten. Zunächst werden die Datenströme miteinander synchronisiert, um eine mögliche Verzögerung zwischen den Leistungssignalen und den Schalterereignissen zu kompensieren (1). Anschließend erfolgt eine Filterung der Schalterereignisse, um irrelevante zu entfernen (2). Aufbauend hierauf werden Konflikte ausgelöst durch gleichzeitige Schalterereignisse aufgelöst (3). Darauf folgend wird der Zustand des Aktuators mithilfe einer Zustandsmaschine abgebildet und mit den eingehenden Ereignissen abgeglichen (4). Anschließend wird eine Phasenzuordnung (5) der Ereignisse vorgenommen und eine Konsolidierung (6) von mehreren Beobachtungen zu einem Schätzwert durchgeführt.

#### 8.3.1 Synchronisation der Datenströme

Für die nachfolgenden Verarbeitungsschritte ist eine genaue zeitliche Synchronisation der Schalterereignisse mit den gemessenen Leistungssignalen erforderlich. Der Grund hierfür ist, dass sowohl bei der Erhebung der Leistungsdaten als auch bei der Ausführung von Schalterereignissen deterministische Verzögerungen auftreten können. Diese sind abhängig von der im Gebäude verbauten Systemtechnik und können mithilfe eines einfachen Verfahrens kompensiert werden. Hierzu wird das Zeitsignal der Leistungsaufnahme  $\varphi(t)$  nach  $t$  abgeleitet, um die Leistungsänderungen pro Zeitschritt zu erhalten:  $\dot{\varphi}(t)$ . Als nächstes werden Änderungen kleiner als der Schwellwert  $P_{\min}$  (vgl. 8.3.5) auf den Wert 0 gesetzt, um nur Änderungen ausgelöst durch Schalterereignisse zu erhalten. Nachfolgend wird mithilfe von Dirac-Impulsen

$\delta(t_e)$  ein Zeitsignal konstruiert, welches zum Zeitpunkt eines Events den Wert 1 und sonst den Wert 0 annimmt:

$$s_e(t) = \sum_{e=0}^E \delta(t_e)$$

Die Zeitverschiebung beider Signale erhält man nun durch die diskrete Kreuzkorrelation beider Signale:

$$t_{\text{delay}} = \arg \max (\phi \star s_e)(\tau)$$

Um einer fehlerhaften Bestimmung vorzubeugen, sollte hierbei der zu betrachtende Verschieberegion  $\tau$  der Kreuzkorrelation auf einige wenige Abtastpunkte um  $t_{\text{delay}} = 0$  hin begrenzt werden.

### 8.3.2 Filterung relevanter Ereignisse

In dieser Verarbeitungsstufe werden sowohl irrelevante Ereignisse aus dem Datenstrom mit beobachteten Schaltereignissen entfernt. Hierbei sind irrelevante Schaltereignisse als Ereignisse ohne nennenswerte Auswirkungen auf die Leistungsaufnahme des Gebäudes, d. h. kleiner als der Schwellwert  $P_{\min}$  definiert. Um irrelevante Ereignisse zu erkennen und zu entfernen kommt eine Kookkurrenzanalyse zum Einsatz. Hierzu werden die Änderungen des Leistungssignals zum Zeitpunkt von Schaltereignissen betrachtet um zu entscheiden ob diese auf mindestens einer Phase den Schwellwert  $P_{\min}$  überschreiten. Ist diese Bedingung erfüllt, geht man von einem Phaseneinfluss des Ereignisses aus und leitet dieses weiter. Die Betrachtung einzelner Zeitfenster reicht für diese Filterung jedoch nicht aus, da zufällige Schwankungen oder miteinander in Konflikt stehende Ereignisse die Filterentscheidung beeinflussen. Stattdessen verwendet das LightMon-System eine  $I \times N$  Filtermatrix mit  $N$  Zeilen für die  $N$  im Gebäude vorhandenen Phasen und  $I$  Spalten für die  $I$  im Gebäude vorhandenen Aktuatoren. In der Filtermatrix wird erfasst, wie oft eine Kookkurrenz des  $i$ 'ten Aktuators auf der  $n$ 'ten Phase festgestellt wurde. Unterschreitet der Kookkurrenzwert eines Ereignisses den Schwellwert  $Pr_{\text{Filter}}$ , so wird das Ereignis verworfen. Andernfalls erfolgt eine Weiterleitung.

### 8.3.3 Auflösung von Konflikten

Überlagern sich die Effekte von mehreren gleichzeitiger Schaltereignisse auf einer Phase, kann die beobachtete Änderung der Leistungsaufnahme nicht länger an die beobachteten Einzelereignisse attribuiert werden, da der Einfluss der Einzelereignisse unbekannt ist. Zu miteinander im Konflikt stehenden Ereignissen kommt es, wenn mehrere Ereignisse nahezu gleichzeitig erfolgen und die Auswirkungen der Schaltereignisse sich überlagern. Hierbei ist es wichtig, die Auswirkungen auf einzelnen Phasen zu betrachten, denn es ist häufig davon auszugehen, dass Ereignisse sich auf eine oder mehrere Phasen auswirken, während andere Phasen vom Schaltereignis nicht betroffen sind. Demzufolge sind Konflikte nur dann relevant, wenn sich ihre Auswirkungen direkt auf einer gemeinsamen Phase überlagern. Nahezu gleichzeitige Ereignisse, welche auf getrennte Phasen einwirken, sind hingegen nicht als

Konflikte zu behandeln. Um diese Konfliktsituationen aufzulösen, wurden zwei unterschiedliche Verfahren zur Auflösung realisiert. Der grundlegende Ansatz verwirft hierbei alle Konflikte, während der verbesserte Ansatz ein lineares Gleichungssystem nutzt, um die Konflikte aufzulösen. Zunächst wird der grundlegende Ansatz zur Konfliktlösung beschrieben und die Limitierungen dieser Vorgehensweise genannt. Hierbei wird ein Totzeitfenster  $t_{dead}$  um jedes beobachtete Schaltereignis auf jeder Phase gelegt. Innerhalb dieses Zeitfensters darf kein zweites Schaltereignis passieren, um die Auswirkungen des Schaltereignisses zweifelsfrei annotieren zu können. Sollten sich die Zeitfenster  $t_{dead}$  mehrerer Ereignisse überlappen, werden diese Ereignisse verworfen, da deren Effekte nicht zweifelsfrei bestimmt werden können. Ist die Wahrscheinlichkeit für Kollisionen gering, das Zeitfenster  $t_{dead}$  hinreichend klein gewählt und passieren alle Ereignisse zu zufälligen Zeitpunkten, erscheint diese Vorgehensweise pragmatisch. Sollte ein Konflikt auftreten, wird zu einem späteren Zeitpunkt das Ereignis erneut beobachtet werden können, sodass eine Bestimmung des Leistungsbeiwertes möglich ist. Offensichtlich ist diese Vorgehensweise in der Praxis mit einigen Nachteilen verbunden. Zum einen kann der Leistungsbeiwert möglicherweise niemals bestimmt werden, wenn Ereignisse temporale oder gar kausale Relationen aufweisen. Beispiele hierfür sind durch Bewegungsmelder gesteuerte Lampensegmente in langen Fluren, die beim Beschreiten des Flures der Reihe nach geschaltet werden oder ebenfalls per Bewegungsmelder gesteuerte automatische Schiebetüren. Zum anderen begrenzt diese Vorgehensweise sehr stark die Skalierbarkeit des Systems, denn mit zunehmender Anzahl an Schaltereignissen pro Zeiteinheit steigt gleichzeitig die Wahrscheinlichkeit für Kollisionen und somit für das Verwerfen von Ereignissen.

Leider kann die Skalierbarkeit des grundlegenden Ansatzes durch die Verkleinerung des Totzeitfensters  $t_{dead}$  nicht beliebig verbessert werden. Das Minimum des Wertebereichs von  $t_{dead}$  hängt von zwei Faktoren ab. Einerseits zeigt die häufig genutzte Leuchtmittelklasse der Leuchtstoffröhren eine signifikante Einschalttransiente, welche nicht von den zugrundeliegenden Energiemodellen abgebildet wird (vgl. Annahme 5, Seite 94). Diese wird ausgelöst durch Einschwingvorgänge des Vorschaltgeräts sowie durch die Zündung des Leuchtmittels und dem damit verbundene Phasenübergang des Füllgases hin zum Plasma. Andererseits weisen marktübliche Leistungsmessgeräte häufig stark begrenzte Abtastraten auf, welches die Dynamik des Messsystems beschränkt und die Bandbreite der beim Schalten auftretenden Signalverläufe begrenzt. Dieser Faktor lässt sich jedoch konstruktiv lösen.

Wird trotz allem die grundlegende Strategie zur Handhabung von Kollisionen gewählt, ist das Approximieren des Effekts einzelner Schaltereignisse  $e$  des Aktuators  $i$  direkt determiniert. Zur Bestimmung des exakten Wertes kann das Delta der Leistungsaufnahme vor und nach dem Schaltereignis bestimmt werden:

$$P_{e,i,R} = P(t_e + \Delta t) - P(t_e - \Delta t) \quad (27)$$

$$P_{e,i,R} = P_{e,i} + R(t) \quad (28)$$

$$\Delta t = \begin{cases} +0,5 * t_{dead} & \text{beim Einschalten} \\ -0,5 * t_{dead} & \text{beim Ausschalten} \end{cases} \quad (29)$$

Die gewählten Abtastzeitpunkte  $\Delta t$  leiten sich hierbei direkt vom spezifizierten Totzeitfenster  $t_{dead}$  ab. Wichtig ist dabei die Invertierung der Abtastzeitpunkte beim Ausschalten eines Gerätes. Somit erhält man für den bestimmten Effekt  $P_{e,i}$  eines jedes ausgeführte Schaltereignisses ein positives Vorzeichen. Wie in Gleichung 28 zu sehen, kann der Effekt des Schaltereignisses nicht direkt ermittelt werden, da dieser vom Residuum  $R(t_e)$  überlagert wird. Das Residuum wird ausgelöst durch andere, nicht beobachtbare Elektrogeräte welche ebenfalls mit dem beobachteten Stromkreis verbunden sind und im Totzeitfenster eine Variabilität der Leistungsaufnahme aufweisen. Um den Einfluss des Residuums zu entfernen, werden in den nachfolgenden Verarbeitungsschritten statistische Verfahren zur Abschätzung und Kompensation von  $R(t_e)$  angewendet.

Es ist davon auszugehen, dass bei einigen Leuchtmitteln der Informationsgehalt von Ein- und Ausschaltereignissen voneinander abweicht. Beispielsweise ändert sich die Leistungsaufnahme von CCFL-Leuchtmitteln nach dem Einschalten bis die Betriebstemperatur erreicht wird. Dementsprechend wird der Leistungsabfall beim Ausschalten des Leuchtmittels die Leistungsaufnahme des Verbrauchers besser beschreiben als der Leistungsanstieg beim Einschalten. Für die Modellierung dieser Verbraucher empfiehlt sich die Verwendung einer Wachstumsfunktion mit beschränktem Wachstum, sollte der Zahlenwert beim Ein- bzw. Ausschalten sehr stark voneinander abweichen. Die hierzu notwendigen Zeitkonstanten lassen sich aus den beobachteten Werten ableiten.

Denkbar ist die Wahl eines asymmetrischen Totzeitfensters, welches zum Auftretszeitpunkt des Schaltereignisses beginnt und für die Zeitdauer  $t_{dead}$  andauert. Dennoch wird auch dieses, im Vergleich zum symmetrischen Totzeitfenster verkürzte Sperrintervall die Limitierungen des grundlegenden Ansatzes nicht lösen. Daher wurde im Rahmen dieser Arbeit ein verbessertes Verfahren zur Konfliktbehandlung implementiert.

Um zu entscheiden, wie mehrere während eines Totzeitfensters auftretende Schaltereignisse behandelt werden sollen, muss zunächst der Informationsgehalt dieser Ereignisse geklärt werden. Offensichtlich ist dieser zwar im Vergleich zu Einzelereignissen reduziert – jedoch kann die Information gewonnen werden, welche Auswirkungen die Summe alle Schaltereignisse auf die Leistungsaufnahme der Umgebung haben. Für  $K$  in einem Totzeitfenster auftretende Schaltereignisse ergibt sich die kumulierte Leistungsaufnahme auf der Phase:

$$P_{konflikt} = \sum_{k=0}^K P_{e,i}(k)$$

Betrachtet man nur einen Zeitschritt, lassen sich hieraus keine weiteren Informationen ableiten. Dies ändert sich jedoch, sobald man mehrere Zeitschritte betrachtet, denn nun erhält man ein lineares Gleichungssystem welches die beobachteten Effekte beschreibt. Sind die einzelnen Komponenten des Gleichungssystems nicht linear voneinander abhängig und ist das Gleichungssystem nicht unterbestimmt, lassen sich die einzelnen Leistungsbeiwerte durch Lösen des Gleichungssystems berechnen.

Die nähere Erklärung hierfür ist wie folgt: die Leistungsaufnahme der Umgebung kann mithilfe des Frobenius-Skalarproduktes durch elementweise Multiplika-

tion und anschließende Summation der Leistungsbeiwerte  $\Phi$  mit dem Schaltzustand jedes Aktuators  $x(t)$  berechnet werden:

$$P_{\text{total}}(t) = \langle \Phi * x(t) \rangle_F + R(t)$$

Zur Vereinfachung soll nun nicht länger die vollständige Leistungsaufnahme der Umgebung, sondern nur die Leistungsaufnahme  $P_n(t)$  auf einer Phase  $n$  betrachtet werden. Diese kann berechnet werden durch Multiplikation des Gerätezustands ( $0 \dots 1$ ) aller Aktuatoren  $I$  mit dem Leistungsbeiwerten der einzelnen Aktuatoren auf jeder der  $n$  Phasen:

$$\begin{aligned} P_{\text{total},n}(t) &= \langle P_{e,n} * x_n(t) \rangle + R_n(t) \\ P_{\text{total},n}(t) &= \sum_{i=0}^I P_{e,n,i} * x_{n,i}(t) + R_n(t) \end{aligned}$$

Da die zeitlichen Änderungen im Falle von Schaltereignissen bestimmt werden sollen, wird die Ableitung von  $P_{\text{total},n}$  nach  $t$  bestimmt. Diese ergibt sich zu:

$$\frac{d}{dt} P_{\text{total},n}(t) = \frac{d}{dt} \left( \sum_{i=0}^I P_{e,n,i} * x_{n,i}(t) + R_n(t) \right)$$

Ändert sich ein Zustand  $x_{n,i}(t)$  nicht, wird die Ableitung zu 0. Sollte sich in jedem Zeitschritt nur eine Zustandsänderung eines Aktuators ergeben, entspricht dieses Verfahren der naiven Lösungsstrategie für Konflikte, denn alle andere Summanden haben den Wert 0. In diesem Fall kann der Wert von  $P_{e,n,i}$  wie im vorherigen Abschnitt beschrieben bestimmt werden. Treten jedoch mehrere Zustandsänderungen gleichzeitig auf, überlagern sich die Effekte dieser Zustandsänderungen und ein lineares Gleichungssystem kann eingesetzt werden, um die Effekte jeder einzelnen Zustandsänderung zu berechnen:

$$\frac{d}{dt} P(t) = \frac{d}{dt} \left( \begin{array}{cccc|c} x_1 & x_2 & \dots & x_I & t_{e_0} \\ x_1 & x_2 & \dots & x_I & t_{e_{-1}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_1 & x_2 & \dots & x_I & t_{e_{-k}} \end{array} \right) \begin{pmatrix} P_{e1} \\ P_{e2} \\ \vdots \\ P_{e,K} \end{pmatrix} + \frac{d}{dt} R(t) \quad (30)$$

Dieses Gleichungssystem entspricht der Normalform

$$A x = B$$

und kann, sofern mindestens  $K$  voneinander linear unabhängige Gleichungen vorhanden sind, gelöst werden. LightMon sammelt hierzu die letzten  $K$  Konfliktsituationen und eliminiert Einträge mit bekanntem  $P_{e,i,n}$ . Wichtig ist hierbei zu erwähnen, dass diese Vorgehensweise für jede Phase getrennt voneinander ausgeführt werden muss, um alle Koeffizienten der Leistungsbeiwerte-Matrix zu erhalten. Nur wenn  $R(t)$  konstante Werte annimmt, kann das Gleichungssystem exakt gelöst werden, andernfalls verfälscht die Änderung von  $R(t)$  die einzelnen Leistungsbeiwerte. Diese Änderungen können jedoch in nachfolgenden Verarbeitungsschritten häufig erkannt und eliminiert werden.

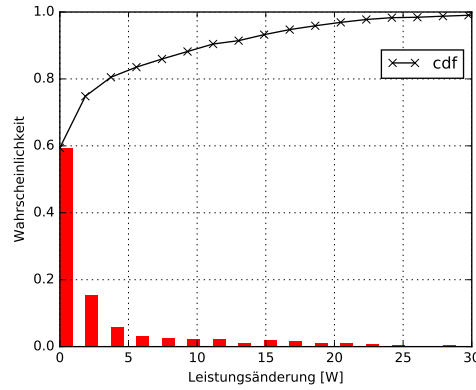
#### 8.3.4 Zustandsmodellierung

Empfängt ein Aktuator mehrere, direkt aufeinander folgende Schaltereignisse mit dem gleichen Steuerbefehl, ändert sich der Zustand des Aktuators nicht. Da typischerweise die in den Gebäude-Steuerbussen übertragenen Schaltbefehle nicht quittiert werden, kann der Zustand des Aktuators nicht durch alleiniges Auswerten eines Schaltbefehls ermittelt werden. Daher wird zusätzlich zur Konfliktbehandlung eine Zustandsmodellierung des geschalteten Aktuators verwendet, um den Eingabedatenstrom von Schaltereignissen auf gültige Sequenzen hin zu untersuchen. Die Modellierung des Zustandes von geschalteten Leuchtmitteln ist denkbar einfach, denn der Aktuator-Zustand kann durch eine Zustandsvariable  $x$  mit  $x \in [0 \dots 1]$  abgebildet werden. Mögliche Fehler bei der Modellierung ergeben sich, wenn der initiale Zustand der Aktuatoren zum Einschaltzeitpunkt von LightMon unbekannt ist. Da es häufig in der Praxis nicht möglich ist, den Zustand aller Aktuatoren abzufragen, wird der Zustand (Aus) als initialer Zustand aller Aktuatoren angenommen, bis diese den ersten Schaltbefehl erhalten. Hierdurch wird die Leistungsaufnahme der Leuchtmittel möglicherweise unterschätzt.

Auf den ersten Blick erscheint das dem LightMon-System zugrunde liegende Gerätezustandsmodell nicht geeignet zur Modellierung beliebiger Elektrogeräte, da der Gerätezustand ( $0 \dots 1$ ) immer genau bekannt ist und eine lineare Korrelation mit dem Energiebedarf des geschalteten Aktuators aufweist. In verwandten Arbeiten [75] wird daher die Ableitung eines passenden Zustandsautomaten anhand des beobachteten Systemverhaltens vorgeschlagen, um sich an beliebige Einsatzszenarien anzupassen zu können. Im Rahmen dieser Arbeit ist eine solche Zustandsmodellierung jedoch nicht erforderlich, da die betrachtete Energiemodellierung der Betriebszustandsänderungen unabhängig vom zugrunde liegenden Gerätemodell durch Auswertung der Gerätezustandsänderungen erfolgen kann. Dementsprechend werden die erkannten Leistungsbeiwerte dann an die Transitionen des virtuellen Gerätezustandsautomaten annotiert.

#### 8.3.5 Phasenzuordnung

In Europa werden dreiphasige Systeme zur Stromversorgung von Gebäuden eingesetzt. Um jede der drei Phasen gleichmäßig zu belasten, wird die Elektroinstallation so ausgeführt, dass sich die Verbraucher möglichst gleichmäßig auf die vorhandenen Phasen verteilen. Weiterhin ist die Elektroinstallation größerer Gebäude in mehrere Unterverteilungen aufgegliedert. Da die Schaltaktionen einzelner Aktuatoren sich meist nur auf einzelne Phasen auswirken, ist es wichtig, diese Struktur zur Reduktion von Störsignalen auszunutzen. Eine Messung der Leistungsaufnahme auf Ebene von Unterverteilungen isoliert den Residuumsterm  $R(t)$  ausgelöst durch nicht beobachtbare Geräte jeweils auf die einzelnen überwachten Phasen. Jedoch kann durch diese Vorgehensweise die Anzahl an beobachteten Phasen pro Gebäude beträchtliche Umfänge annehmen. So wurden beispielsweise in einem der untersuchten Gebäude sechs Phasen und in einem weiteren Gebäude 27 Phasen überwacht. Da eine einmalige, manuelle Zuordnung zu aufwändig und fehleranfällig ist, muss die Phasenzuordnung der Aktuatoren automatisch identifiziert werden.



Abbildungung 27: Beispielhaftes Histogramm des Residuums. Die zugrunde liegenden Daten wurden an drei Werktagen jeweils im Zeitraum von 10:00 Uhr bis 13:00 Uhr erfasst.

Zur Bestimmung der Phasenzuordnung des Ereignisses  $e$  werden die Leistungsbeiwerte  $\Phi_e$  durch Differentiation des Leistungssignals  $P(t)$  zum Zeitpunkt  $t_e$  ermittelt. Hierdurch erhält man die Leistungsänderung auf jeder der beobachteten Phasen zum Zeitpunkt  $t_e$ . Idealerweise sollten die Änderungen auf nicht vom Schaltereignis betroffener Phasen den Wert 0 annehmen, jedoch stellen sich auf allen Phasen unbekannte residuale Anteile  $\dot{R}(t)$  ein. Dementsprechend muss eine Schwellwert-basierte Filterung eingesetzt werden, um zu bestimmen, ob eine Änderung durch ein Schaltereignis auf der Phase ausgelöst wurde.

$$\Phi_e = \begin{cases} \Delta p_{e,n} & \text{if } \Delta p_{e,n} > P_{\min} \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

Dieser Schwellwert  $P_{\min}$  kann entweder statisch aus Anwendungsanforderungen abgeleitet<sup>1</sup> oder dynamisch aus den auftretenden residualen Anteilen bestimmt werden. Zur dynamischen Bestimmung betrachtet man  $\dot{R}(t)$  auf einem historischen Zeitfenster als diskrete Wahrscheinlichkeitsverteilung. Ist die Verteilungsfunktion von  $R(t)$  bekannt, lässt sich die Auftrittswahrscheinlichkeit von  $\Delta p_{e,n}$  zu  $R(t)$  bestimmen. Ist diese hinreichend gering, kann davon ausgegangen werden, dass es sich bei den beobachteten Effekten um die Auswirkungen des Ereignisses  $e$  handelt. Leider kann keine allgemeingültige Aussage zur Verteilungsfunktion der beobachteten Änderungen des Residuum-Terms getroffen werden. Jedoch sollte von der Verwendung einer Normalverteilung abgesehen werden, da diese Verteilung das Auftreten großer Änderungen deutlich unterschätzt.

Stattdessen wurde im Rahmen dieser Arbeit ein Histogramm-basiertes Verfahren umgesetzt. Um den Schwellwert  $P_{\min}$  zu ermitteln, betrachtet dieses Verfahren die erste Ableitung des Leistungssignals  $\dot{p}_n(t)$  auf der  $n$ -ten Phase im Zeitfenster  $[t_w, t_e)$  vor dem Ereignis  $e$ . Wichtig ist hierbei, dass das betrachtete Zeitfenster keine weiteren Schaltereignisse beinhalten darf, da diese die Verteilung verschieben.

Von den so ermittelten Werten wird der Betrag gebildet, die Änderungen werden in Klassen eingeteilt, und die Auftrittswahrscheinlichkeit jeder Klasse wird bestimmt.

<sup>1</sup> Bestimmt durch den Verbraucher mit der niedrigsten zu erfassenden Leistungsaufnahme



Wie in Annahme 7 (vgl. Seite 94) beschrieben, geht man davon aus, dass die residualen Schwankungen eine gewisse Obergrenze nicht überschreiten und dass kleine Variabilitäten mit größerer Wahrscheinlichkeit auftreten als große Variabilitäten. Daher lässt sich die Wahrscheinlichkeit berechnen, dass die beobachteten Leistungsänderungen  $\Delta P_n$  zum Zeitpunkt  $t_e$  des Ereignisses  $e$  vom Rauschterm generiert wurden.

Diese Vorgehensweise wird beispielhaft in Abbildung 27 verdeutlicht. Zur Ermittlung der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Residuumterms  $R(t)$  wurde an drei Werktagen jeweils im Zeitraum von 10:00 Uhr bis 13:00 Uhr, dem Zeitfenster der größten beobachteten Variabilität, alle Änderungen der Leistungsaufnahme auf einer Phase betrachtet und in 18 Klassen eingeteilt. Auf der x-Achse des Diagramms ist die Leistungsänderung und auf der y-Achse die beobachtete Wahrscheinlichkeit angetragen. Betrachtet man den Verlauf der kumulierten Klassenwahrscheinlichkeit (cdf)<sup>2</sup> fällt auf, dass diese bereits ab 20 Watt einen Wert von 0,98 annimmt. Demzufolge sind 98% der residualen Änderungen kleiner als 20 Watt. Wählt man beispielsweise den Wert  $P_{\min}$  basierend auf dieser Beobachtung mit  $P_{\min} = 20W$ , dann ergibt sich eine Restwahrscheinlichkeit von 2%, dass die Auswirkungen des beobachteten Schaltereignisses von residualen Änderungen ausgelöst wurde und nicht wie erwartet von der ausgeführten Schaltaktion.

Ein wesentlicher Vorteil dieses Verfahrens ist die so erzielbare Adaptivität des Schwellwerts. Erwartungsgemäß ändert sich die anteilige Höhe des Residuumterms im Tagesverlauf, abhängig von den derzeit genutzten Geräten. Erzeugen einzelne Geräte hohe Variabilitäten des Residuumterms, schlägt sich dies in einer Stauchung der diskreten Wahrscheinlichkeitsverteilung nieder. Demzufolge wird die kumulierte Klassenwahrscheinlichkeit weniger steil ansteigen und der Schwellwert  $P_{\min}$  muss höher angesetzt werden, um eine geringe Restwahrscheinlichkeit zu erreichen. Dieses Verhalten ist beispielhaft in der Abbildung 28 dargestellt. Man sieht deutlich, dass während der normalen Gebäudenutzung deutlich höhere Werte für  $P_{\min}$  angesetzt werden als zu den Abendstunden oder in der Nacht.

Möglicherweise können in Zeitfenstern mit hohen Variabilitäten ganze Klassen von Aktuatoren mit einem niedrigen Verbrauch nicht mehr einer Phase zugeordnet werden, wenn die beobachtete Leistungsänderung  $P_{e,n}$  kleiner ist als  $P_{\min}$ . Dieses Vorgehen entspricht jedoch einem robusten Verhalten unter schwierigen Bedingungen. Statt die beobachteten Änderungen stumpf zu übernehmen, werden diese im jeweiligen Kontext auf Plausibilität geprüft und nur im Falle von hoher Güte zur Modellbildung übernommen.

### 8.3.6 Ableitung des Energiemodells aus Einzelbeobachtungen

In den bisherigen Verarbeitungsschritten wurden jeweils Einzelbeobachtungen zu singulären Zeitpunkten betrachtet. Beobachtet man ein Gebäude über einen längeren Zeitraum, so wird man feststellen, dass die Ereignisse derselben Aktuatoren sich in aperiodischen Abständen wiederholen. Das Ziel dieses Verarbeitungsschritts ist es, die Leistungsschätzung des Aktuators  $a$  durch Kombination der Leistungsbeiwerte  $\Phi_e$  von mehreren Schaltereignissen  $e_a$  zu verbessern. Jede Einzelbeobachtung

---

<sup>2</sup> cumulative density function



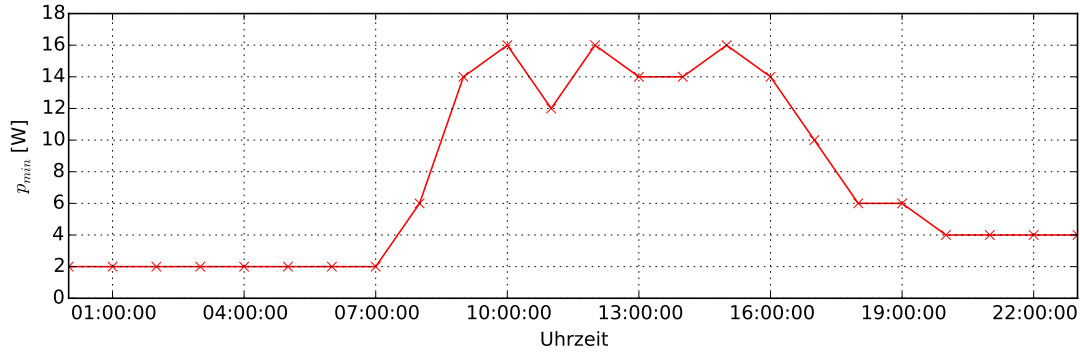


Abbildung 28: Mithilfe der dynamischen Anpassung bestimmte Werte für  $P_{min}$ . Die zugrunde liegenden Leistungssignale wurden am 23.09.2014 aufgezeichnet.

besteht aus den tatsächlichen Leistungskoeffizienten des Schaltereignisses  $\Phi_{e,tat}$  sowie einem durch Rauscheffekte ausgelösten residualen Anteil  $\dot{R}(t_e)$ :

$$\Phi_e = \Phi_{e,tat} + \dot{R}(t_e)$$

Beobachtet man dementsprechend das  $\Phi_e$  von mehreren Ereignissen, schwankt jeweils der residuale Anteil  $\dot{R}(t)$ , während  $\Phi_{e,tat}$  über die Zeit hinweg konstant bleibt. Ziel ist es nun, aus mehrere Instanzen von  $\Phi_e$  den tatsächlichen Wert von  $\Phi_{e,tat}$  möglichst genau zu bestimmen. Hierzu werden die letzten  $W$  Beobachtungen  $\Phi_{e,a}$  von Schaltaktionen des Aktuators  $a$  in einer sogenannten Konsolidierungsmatrix zusammengefasst:

$$CM_a = \begin{matrix} & \varphi_1 & \varphi_2 & \dots & \varphi_N \\ \begin{matrix} \Phi_{e1} \\ \Phi_{e2} \\ \vdots \\ \Phi_{eW} \end{matrix} & \begin{pmatrix} P_{e1,1} & P_{e1,2} & \dots & P_{e1,N} \\ P_{e2,1} & P_{e2,2} & \dots & P_{e2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{eW,1} & P_{eW,2} & \dots & P_{eW,N} \end{pmatrix} \end{matrix}$$

Ist der residuale Anteil gering, dann weisen die Einträge der Konsolidierungsmatrix eine sehr hohe Ähnlichkeit miteinander auf. Kommt es zu überproportional hohen Störeinflüssen auf einzelnen Einträgen, führt dies zu unerwartet hohen Abweichungen einzelner Einträge. Um diese Abweichungen zu erkennen und zu konsolidieren, werden die folgenden Lösungsstrategien angewendet:

1. *Null setzen von dünn besetzten Spalten:* Mit dieser Strategie können Störeinflüsse entfernt werden, wenn ein Aktuator keinen Einfluss auf eine Phase hat. Hierzu wird in jeder Spalte der Anteil von Null-Einträgen bestimmt. Hat ein bestimmter Anteil aller Einträge den Wert 0, kann man davon ausgehen, dass der Aktuator  $a$  keinen Einfluss auf die zugehörige Phase  $\varphi_n$  hat. Demzufolge werden alle Einträge in der Spalte auf den Wert null gesetzt, wenn der Anteil an Null-Einträgen den Schwellwert  $pr_{null}$  überschreitet. Auf diese Weise können hohe, während der Phasenzuordnung nicht entfernbare, Störeinflüsse identifiziert und ausgeklammert werden.

2. *Cluster-Bildung zum Entfernen stark fehlerbehafteter Zeilen:* Mit dieser Strategie können hohe residuale Störeinflüsse, welche zum Zeitpunkt eines Schaltereignisses fälschlich als Phaseneinfluss erkannt wurden, entfernt werden. Hierzu wird mithilfe des DB-Scan-Clusterverfahrens die Konsolidierungsmatrix in Klassen aufgeteilt. Einträge mit hohem residualem Rauschanteil lassen sich hierbei keiner Klasse zuordnen und werden vom Clustering-Verfahren als Ausreißer erkannt. Mithilfe dieses Verfahrens können auch Störeinflüsse erkannt werden, welche mehrere Phasen gleichzeitig betreffen.
3. *Verwendung einer Schätzfunktion zur Bestimmung der Leistungsbeiwerte:* Betrachtet man einen hinreichend langen Beobachtungszeitraum, mitteln sich die Rauschanteile  $\dot{R}(t)$  zum Wert Null. Demnach gilt:

$$\begin{aligned}
 E(\Phi_e) &= E(\Phi_{e,tat} + \dot{R}(t_e)) \\
 &= E(\Phi_{e,tat}) + E(\dot{R}(t_e)) \\
 &= E(\Phi_{e,tat}) + 0
 \end{aligned}$$

Daher lassen sich die Leistungsbeiwerte des Aktuators  $a$  durch spaltenweise Berechnung des Erwartungswertes der Konsolidierungsmatrix CM bestimmen:

$$\Phi_{e,tat} = E(CM, \text{spaltenweise})$$

Als Schätzer für den Erwartungswert wurde für die Implementierung von LightMon der arithmetische Mittelwert verwendet.

Durch die Verwendung der letzten  $W$  Beobachtungen kann das System graduell auf Änderungen der zugrunde liegenden Verbraucher reagieren. Kommt es beispielsweise zum Ausfall eines Leuchtmittels, reduziert sich die Leistungsaufnahme des geschalteten Aktuators. Da immer die letzten  $W$  Beobachtungen verwendet werden, um die Leistungsbeiwerte zu berechnen, konvergiert der berechnete Leistungsbeiwert im Laufe der Zeit gegen die neue Leistungsaufnahme des Aktuators. Jedoch kann es, je nach Schalthäufigkeit und gewählter Größe der Konsolidierungsmatrix, einige Zeit dauern, bis das System die neue Leistungsaufnahme abbilden kann. Spätestens nach  $W$  neuen Beobachtungen hat das System das neue Verhalten des Aktuators angelernt und kann dies bei der Berechnung der Leistungsaufnahme berücksichtigen.

#### 8.4 EVALUATION DES LIGHTMON-SYSTEMS

Um wesentliche Systemeigenschaften des entwickelten LightMon-Systems zu quantifizieren, wurde eine ausführliche Evaluation des Systems durchgeführt. Hierzu wurden zur Gütebewertung des Systems die folgenden Qualitätskriterien betrachtet:

- Genauigkeit
- Skalierbarkeit
- Robustheit gegen Störeinflüsse

- Niedriger Ressourcenverbrauch

Da viele relevante Parameter wie die Anzahl, Leistungsaufnahme und Schalthäufigkeit von Aktuatoren in einem Gebäude nicht beliebig beeinflusst werden können, wurde zunächst eine simulative Evaluation ausgeführt. Aufbauend auf den Ergebnissen der Simulation wurde das System in zwei Gebäuden installiert, um die Funktionsfähigkeit im Rahmen einer Feldstudie aufzuzeigen. In diesem Abschnitt werden die durchgeführten Simulationen erläutert während die Ergebnisse der Feldstudie in Abschnitt 8.5 dargestellt sind.

Als Datengrundlage der Simulation wird auf die real in einem Gebäude gemessenen Leistungssignale zurückgegriffen, um die auftretenden Variabilitäten möglichst gut abbilden zu können. Im nächsten Schritt werden synthetische Schaltereignisse mit unterschiedlichen Leistungswerten, unterschiedlichen Startzeitpunkten sowie Dauern generiert und auf die zugrunde liegenden Leistungssignale addiert. Hierbei werden die Startzeitpunkte der Schaltereignisse so gewählt, dass sich zu den normalen Betriebszeiten des Gebäudes eine Gleichverteilung der Schaltereignisse ergibt, während außerhalb der bekannten Betriebszeiten keine Ereignisse simuliert werden. Würde man die Schaltereignisse auch außerhalb der Betriebszeiten simulieren, fiel bedingt durch niedrigere residuale Schwankungen, die Systemleistung möglicherweise deutlich besser aus als im realen Systembetrieb. Aus diesem Grund wurden weiterhin als Basisdaten für die Simulation ausschließlich die an Werktagen gemessenen Leistungssignale herangezogen.

Um die Auswirkungen von synthetischen Schaltereignissen zu simulieren, wurde zwischen dem Ein- und dem Ausschaltereignis eines Aktuators eine konstante Leistungsaufnahme auf das Leistungssignal der für den Aktuator relevanten Phasen addiert. Auf diese Weise können relevante Umgebungsparameter wie die Leistungsaufnahme des Aktuators, die Anzahl der Aktuatoren im Gebäude, die Anzahl der auftretenden Schaltereignisse sowie das Residuum  $R(t)$  beliebig variiert werden. Eine vollständige Liste aller für die Simulation relevanter Parameter ist in Tabelle 18 dargestellt. Alle Simulationen wurden 30 mal wiederholt, um den Mittelwert sowie die Streuung der Simulationsergebnisse zu ermitteln und anzugeben.

Neben der simulativen Bestimmung der System-Performance können mithilfe der Simulationsumgebung weiterhin optimale Belegungen für zu wählende Systemkonstanten wie  $P_{\min}$ ,  $p_{\min}$  und  $t_{\text{dead}}$  ermittelt werden. Zur Verifikation der Simulationsergebnisse wurden die erzielten Werte mit den im Rahmen der Feldstudie erhobenen Messdaten von drei Gebäuden abgeglichen.

#### 8.4.1 Bestimmung grundlegender Systemparameter

Bevor mit der eigentlichen Evaluation des LightMon-Systems begonnen werden kann, wurden grundlegende Untersuchungen durchgeführt, um den relevanten Systemparameter  $P_{\min}$  festzulegen. Dieser Grenzwert bestimmt, welche Signalanteile als Rauschen klassifiziert und unterdrückt werden. Hierbei stellt die Wahl geeigneter Werte für  $P_{\min}$  als klassischer Zielkonflikt dar. Wird  $P_{\min}$  zu klein gewählt, so können die Rauschanteile nicht hinreichend genau unterdrückt werden. Ist der gewählte Wert für  $P_{\min}$  zu groß, dann werden geschaltete Aktuatoren mit einer Leistungsaufnahme kleiner  $P_{\min}$  nicht länger erkannt.

Parameter	Wert	Beschreibung
historic_trace		Das verwendete historische Leistungssignal
start_time	07:00	Virtuelle Startzeit der Simulation
stop_time	20:00	Virtuelle Abschlusszeit der Simulation
num_repeats	30	Anzahl der Wiederholungen für jeden Simulationslauf
num_acts	50	Anzahl der zu verwendenden Aktuatoren
num_events	10	Anzahl der auszuführenden Schaltereignisse pro Aktuator
act_power	50 W	Durch das Schalten des Aktuators auftretende Leistungsänderung
noise_level	3 W	Amplitude des additiven Rauschsignals
P_min	15 W	Statischer Wert für die Entscheidungsschwelle (vgl. 8.3.5 )
pr_conf	0,95	Grenzwert der Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit für die dynamische Bestimmung von $P_{\min}$
bcn_delay	3 s	Zeitverschiebung zwischen den Schaltereignissen und dem Leistungssignal
delta_t	2 s	Gewählte minimale Zeitauflösung
t_dead	4 s	Totzeitfenster zur Identifikation von Konflikten
blank_th	0,3	Schwellwert der Nulleinträge der Konsolidierungsmatrix zum Nullsetzen von Spalten
a_phase	1	Verstärkungsfaktor des Leistungssignals (Hilfswert für die Simulationsumgebung)
W	10	Zeilenanzahl der Konsolidierungsmatrix
cluster_m	keine	Die zur Filterung der Konsolidierungsmatrix zu verwendende Clustering-Methode
collision_res	Auflösen	Die zur Konfliktlösung zu verwendende Strategie. Mögliche Werte hierfür sind Auflösen oder Verwerfen

Tabelle 18: Für die Simulation verwendete Parameter und ihre Standardwerte.

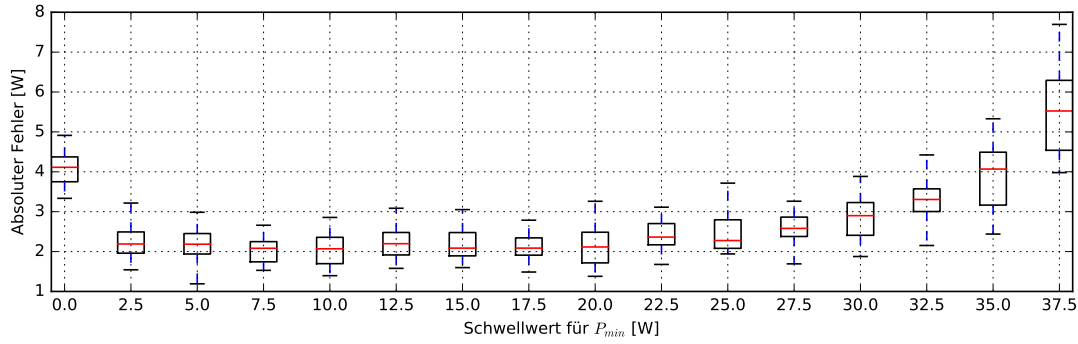


Abbildung 29: Auswirkungen der Wahl des Parameters  $P_{\min}$  auf die Genauigkeit des LightMon-Systems.

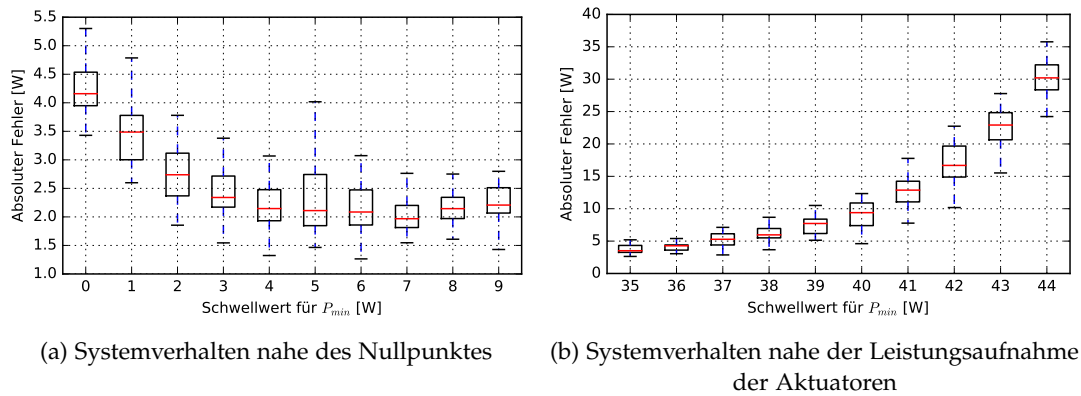


Abbildung 30: Systemverhalten von LightMon im Grenzbereich von  $P_{\min}$ .

Die Wichtigkeit einer geeigneten Parameterwahl für  $P_{\min}$  zeigt sich deutlich in Abbildung 29. In dieser Abbildung wird die Genauigkeit des LightMon-Systems für unterschiedliche Werte von  $P_{\min}$  dargestellt. Die relevanten Ausschnitte für sehr kleine Werte von  $P_{\min}$  wird in Abbildung 30a vergrößert dargestellt. Ist der Schwellwert zu niedrig, können Variabilitäten der Rauschanteile  $\dot{R}(t)$  nicht hinreichend unterdrückt werden. Ist im Gegenzug, wie in Abbildung 30b, der Schwellwert zu groß gewählt, können einzelne Aktuatoren oder Klassen von Aktuatoren nicht mehr erkannt werden.

Bedenkt man insbesondere die immer weiter steigende Verbreitung von Leuchtmitteln mit niedriger Leistungsaufnahme wie LED-Lampen, sollte der Schwellwert für  $P_{\min}$  so niedrig wie möglich gewählt werden. Für das Demonstrator-System wird deshalb auf das dynamische, Histogramm-basierte Verfahren zur Bestimmung von  $P_{\min}$  zurückgegriffen. Für die Simulation wird aufgrund der bekannten minimalen Leistungsaufnahme ein statischer Wert von  $P_{\min} = 15\text{Watt}$  angenommen, um die Abhängigkeit der Simulationsergebnisse von den zugrunde liegenden historischen Leistungsdaten möglichst weit zu reduzieren.

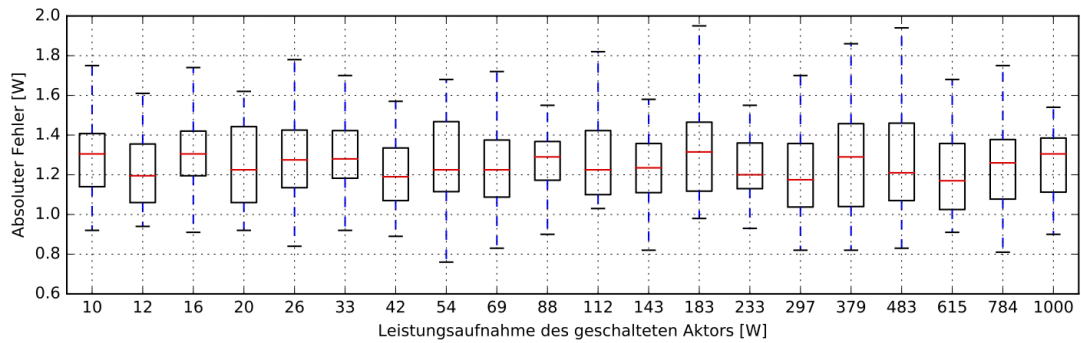


Abbildung 31: Die Leistungsaufnahme der überwachten Aktuatoren hat keinen Einfluss auf den absoluten Messfehler des Systems.

#### 8.4.2 Genauigkeit

Zunächst wird die Genauigkeit des LightMon-Systems untersucht. Diese Eigenschaft gibt an, mit welcher Güte der Leistungswert von geschalteten Aktuatoren im System bestimmt werden kann. Hierbei kann die Genauigkeit entweder als absolute Abweichung (in Watt) zwischen der tatsächlichen Leistungsaufnahme und dem vom System gemessenen Wert angegeben werden. Alternativ kann die Genauigkeit als relative Abweichung der bestimmten Leistungsaufnahme von der tatsächlichen Leistungsaufnahme angegeben werden. Da die relative Abweichung jedoch direkt durch den Simulationsparameter der geschalteten Leistung beeinflusst werden kann, wird im Rahmen dieser Arbeit zumeist die absolute Genauigkeit des Systems angegeben.

Das LightMon-System sollte unabhängig von der Konfiguration eines Gebäudes, d. h. unabhängig von der Anzahl an Schaltereignissen und von der Leistungsaufnahme vorhandener Aktuatoren, eine hohe Genauigkeit für die zu überwachenden Aktuatoren erzielen können. Um dieses Systemverhalten zu quantifizieren, wurde zunächst die Leistungsaufnahme mithilfe des Parameters `act_power` im Bereich von 10 bis 1.000 Watt variiert. Der hierbei erzielte absolute Fehler ist in Abbildung 31 abgebildet und der so erreichte relative Fehler in Abbildung 32 dargestellt. Bis zu einer Leistungsaufnahme von etwa 100 Watt zeigt sich ein sehr geringer, konstanter Fehler von etwa 1,3 Watt bei einer Streuung von 1,0 Watt. Wie zu erwarten gibt es keinen Zusammenhang zwischen der Leistungsaufnahme der beobachteten Aktuatoren und dem resultierenden Messfehler.

Betrachtet man den relativen Fehler in Abhängigkeit der Leistungsaufnahme zeigt sich wie zu erwarten ein Abfall des relativen Fehlers bei steigender Leistungsaufnahme der geschalteten Aktuatoren. Ab einer Leistungsaufnahme von 30 Watt wird der relative Fehler kleiner als 5% und bei einer Leistungsaufnahme von 1.000 Watt beträgt der relative Fehler nur 0,1%. Die Abbildung 32 veranschaulicht, warum der relative Fehler als Fehlermaß für die simulative Evaluation des LightMon-Systems ungeeignet erscheint.

Als nächstes wurde die Genauigkeit des LightMon-Systems für eine unterschiedliche Anzahl an Schaltereignissen pro Aktuator untersucht, um zu ermitteln, wie sich die Genauigkeit des LightMon-Systems nach der Installation über die Zeit hinweg verändert. Der hieraus resultierende Graph ist in Abbildung 33 dargestellt. Es zeigt

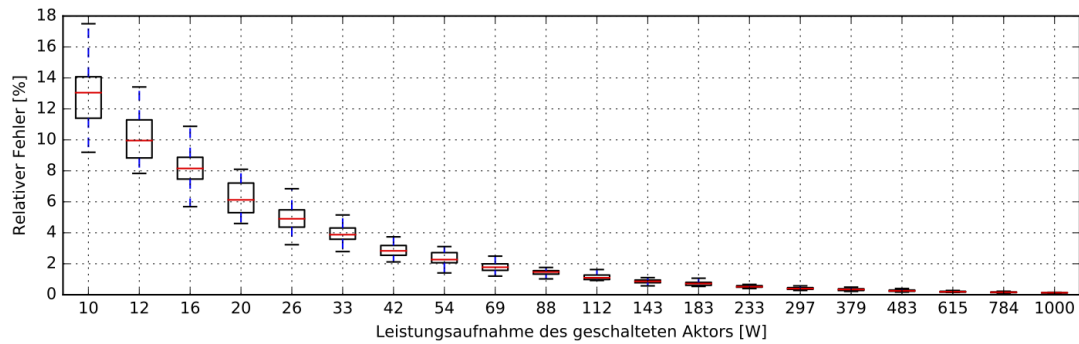


Abbildung 32: Einfluss der Leistungsaufnahme überwachter Aktuatoren auf den erreichbaren relativen Fehler.

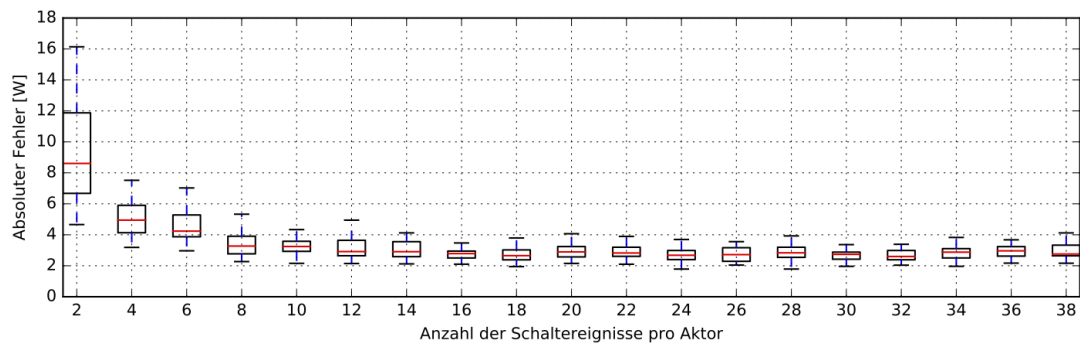


Abbildung 33: Notwendige Anzahl der Trainingsereignisse zur Erstellung eines Energiemodells.

sich sehr deutlich, dass der erreichte absolute Fehler bis etwa 10 Schaltereignisse pro Aktuator stetig sinkt. Ab diesem Punkt ändert sich die Genauigkeit des Systems nicht mehr. Es ist davon auszugehen, dass das LightMon-System bereits nach 10 Schaltereignissen ein hinreichend genaues Energiemodell abgeleitet hat. Daher wurde, basierend auf diesen Erkenntnissen, die Größe der Konsolidierungsmatrix auf  $W = 10$  festgelegt.

Weiterhin zeigt sich, dass die Genauigkeit des Systems eine untere Grenze nicht unterschreiten kann. Diese Unterschranke der Genauigkeit ergibt sich durch Änderungen des Residuumterms und es ist davon auszugehen, dass eine Korrelation des Residuumterms mit dem resultierenden Messfehler besteht. Eine genaue Untersuchung dieses Sachverhalts findet sich in Kapitel 8.4.4.

### 8.4.3 Skalierbarkeit

Ein weiteres wichtiges Gütekriterium ist die Skalierbarkeit des LightMon-Systems. Diese quantifiziert die Eignung des LightMon-Systems für Umgebungen mit einer sehr hohen Anzahl an Schaltereignissen beziehungsweise vielen unterschiedlichen Aktuatoren. Praktisch wird die Skalierbarkeit des Systems durch drei Faktoren begrenzt: durch Variabilitäten des Residuumsterms (1), durch Abweichungen der modellierten zur tatsächlich auftretenden Leistungsaufnahme von Verbrauchern (2) und durch die Informationsreduktion bei gleichzeitig auftretenden Ereignissen (3).

Je mehr Ereignisse den Stromfluss einer Phase beeinflussen, desto größer wird die Wahrscheinlichkeit, dass mehrere Schaltereignisse innerhalb des gleichen Zeitschritts passieren. Zwar können  $N$  gleichzeitige Schaltereignisse mithilfe eines linearen Gleichungssystems aufgelöst werden, wenn mindestens  $N$  linear unabhängige Gleichungen existieren. Jedoch reduziert sich in diesem Fall der Informationsgehalt um den Faktor  $N$  gegenüber einer konfliktfreien Situation. Bei der grundlegenden Konfliktlösung wird durch das Verwerfen von simultanen Ereignissen innerhalb eines Zeitschritts eine eindeutige Zuordnung der Leistungsbeiwerte ermöglicht. Hierdurch ergibt sich bei gleichzeitige Ereignissen jedoch ein vollständiger Informationsverlust bezüglich deren Auswirkungen.

Zunächst wurde getestet, welcher Einfluss sich durch die Verwendung der gleichungssystem-basierte Konfliktlösungsstrategie im Vergleich zur grundlegenden Konfliktlösung ergibt. Hierzu wurde der absolute Fehler des Systems in Abhängigkeit der Anzahl an unterschiedlichen Aktuatoren simuliert. Die Ergebnisse dieser Evaluation sind in Abbildung 34 dargestellt. Es zeigt sich, dass die Konfiguration mit der gleichungssystem-basierten Konfliktlösungsstrategie im Vergleich zur grundlegenden Konfliktauflösung eine vergleichbare oder höhere Genauigkeit erzielt. Ist nur eine geringe Anzahl an Aktuatoren im System vorhanden, erzielen beide Verfahren eine vergleichbare Lösungsgüte. Ab etwa 250 Aktuatoren steigt die Wahrscheinlichkeit von Kollisionen deutlich an, sodass durch die Konfliktlösungsstrategie der Umfang verwertbarer Schaltereignisse deutlich reduziert wird und somit der Fehler stark ansteigt. Im Gegensatz hierzu steigt der Fehler mit aktiver Konfliktlösungsstrategie trotz Reduktion der verwertbaren Information pro Schaltereignis nur langsam an. Die Verwendung der Gleichungssystem-basierten Konfliktlösungsstrategie ist daher vorteilhaft.



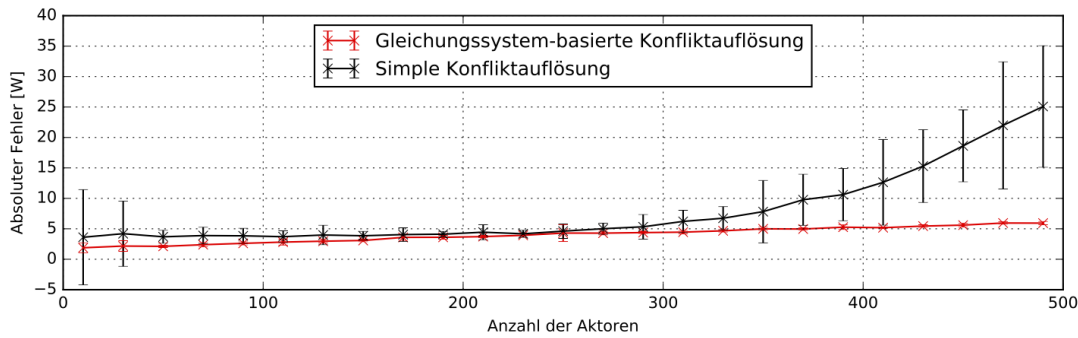


Abbildung 34: Vergleich des absoluten Fehlers in Abhängigkeit der Aktuatorenanzahl zwischen der Gleichungssystem-basierten Konfliktauflösung und dem Verfahren mit grundlegender Konfliktauflösung.

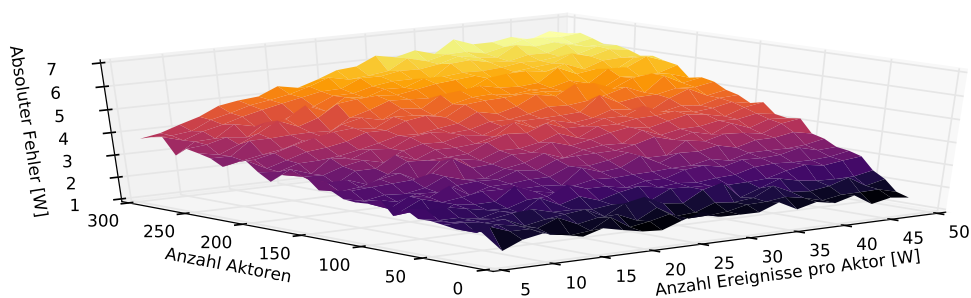


Abbildung 35: Resultierender absoluter Fehler für Umgebungen mit unterschiedlicher Anzahl an Aktuatoren und Schaltereignissen.

Im nächsten Schritt wurde der Einfluss der Umgebungsgröße, d. h. der Anzahl an Aktuatoren bzw. an Schaltereignissen auf die Genauigkeit des Systems untersucht. Die Ergebnisse dieser Untersuchung sind in Abbildung 35 dargestellt. Die Anzahl der Aktuatoren wurde von 10 bis 300 variiert und die Anzahl der Schaltereignisse bewegt sich im Intervall von 5 bis 50 Ereignissen pro Aktuator. Auf der z-Achse ist für jede Konfiguration der resultierende Fehler angetragen. Es zeigt sich deutlich, dass der Fehler des Systems sowohl mit steigender Anzahl an Aktuatoren als auch mit steigender Anzahl an Schaltereignissen nahezu linear ansteigt. Hierbei bleibt der resultierende Fehler selbst bei 300 Aktuatoren bis etwa 20 Schaltereignisse pro Aktuator unter der Grenze von 5 Watt.

Bei Betrachtung der Abbildung 35 stellt sich die Frage, durch welche Parameter tatsächlich der resultierende Anstieg der Fehlerrate für mehr Aktuatoren bzw. für mehr Schaltereignisse entsteht. Hierzu wird zunächst die Konfliktwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit der Umgebungsgröße, d. h. der Anzahl an Schaltereignissen und der Anzahl an unterschiedlichen Schaltaktuatoren, betrachtet. Diese Konfliktwahrscheinlichkeit ist in der Abbildung 36 dargestellt. Man sieht deutlich, dass die Konfliktwahrscheinlichkeit schnell ansteigt und für Werte größer 50 Schaltereignissen pro Minute einen Wert größer 0,99 annimmt. Dies verdeutlicht, warum der in Kapitel 8.3.3 vorgestellte Mechanismus zur Gleichungssystem-basierten Konfliktbehandlung notwendig ist.

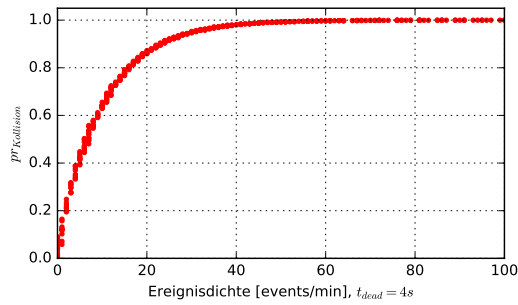


Abbildung 36: Zusammenhang der Konfliktwahrscheinlichkeit und der Dichte von Schaltereignissen.

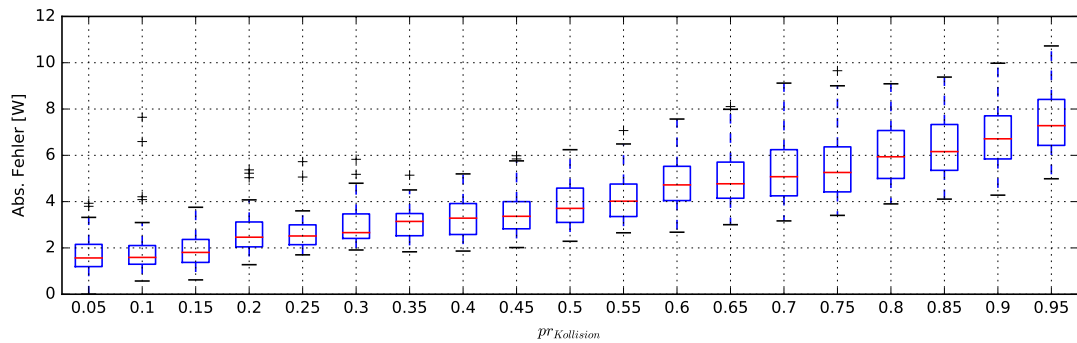


Abbildung 37: Resultierender absoluter Fehler in Abhängigkeit der Kollisionswahrscheinlichkeit.

Hierbei hängt, wie in Abbildung 36 dargestellt, die Konfliktwahrscheinlichkeit im Wesentlichen von der Ereignisdichte ab. Hierbei zeigt die Konfliktwahrscheinlichkeit den Verlauf einer e-Funktion und steigt sehr schnell an, um sich asymptotisch an den Maximalwert von 1 anzunähern. Hat die Konfliktwahrscheinlichkeit einen Wert von beispielsweise 0,8, bedeutet dies, dass in 80% aller Zeitschritte ein Konflikt zwischen mehreren Schaltereignissen auftritt. Dieser Zusammenhang zwischen Ereignisdichte und Konfliktwahrscheinlichkeit erklärt, warum der Fehler des Berechnungsverfahrens ohne Kollisionsbehandlung, wie in Abbildung 34 dargestellt, ab einem Wert von etwa 300 Aktuatoren überproportional stark ansteigt. Ab diesem Zeitpunkt befindet sich die Ereignisdichte bei etwa 4 Ereignissen pro Minute und somit an einem Punkt des steilen Anstieges der Kollisionswahrscheinlichkeit mit zunehmender Ereignisdichte.

Um den Einfluss der Konfliktwahrscheinlichkeit auf die Genauigkeit des Systems zu bestimmen, wurde in Abbildung 37 der resultierende absolute Fehler in Abhängigkeit der Konfliktwahrscheinlichkeit aufgetragen. In dieser Abbildung sieht man deutlich, dass im Bereich einer Konfliktwahrscheinlichkeit von 0,45 bis 0,9 ein nahezu linearer Zusammenhang zwischen Fehlerrate und Konfliktwahrscheinlichkeit besteht. Unter einer Konfliktwahrscheinlichkeit von 0,45 wird die Genauigkeit jedoch nur schwach von Konflikten beeinflusst.

Eine Betrachtung der Abbildung 37 erklärt auch den Verlauf der Genauigkeit aus Abbildung 35. Wie man in dieser Abbildung erkennen kann, sinkt der resultierende absolute Fehler mit steigender Anzahl an Schaltereignissen pro Aktuator, solange

nur wenige Schaltaktuatoren vorhanden sind. Ab einer gewissen Zahl von Schaltaktuatoren dreht sich dieses Verhältnis wider Erwarten um und der resultierende Fehler steigt mit zunehmender Anzahl an Schaltereignissen. Demzufolge verbessern mehr Trainingsdaten die Genauigkeit nur dann, wenn diese zusätzlichen Ereignisse nicht die Wahrscheinlichkeit für Konflikte erhöhen. Ab einer gewissen Konfliktsituationen können aus den zusätzlichen Schaltereignissen immer weniger Informationen gewonnen werden, da mehrere Konfliktsituationen jeweils zu einer Information zusammengefasst werden müssen. Ab diesem Punkt sinkt die Genauigkeit des Systems mit steigender Ereignisanzahl.

#### 8.4.4 Robustheit gegenüber Störeinflüssen

Der resultierende Fehler des  $i$ -ten Aktuators  $\epsilon_i$  bei der Ableitung von Energiemodellen setzt sich aus drei wesentlichen Komponenten zusammen: Erstens aus dem Schätzfehler des Einflusses von Schalterereignissen  $\epsilon_{event}$ , zweitens durch fehlerhaft erkannte Einflüsse auf vom Schaltereignis nicht betroffenen Phasen  $\epsilon_{phase}$  und drittens durch Abweichungen der modellierten Leistungsaufnahme vom tatsächlichen Verbrauch des geschalteten Aktuators  $\epsilon_{modell}$ . Hierbei setzt sich der resultierende Fehler wie folgt zusammen:

$$\begin{aligned}\epsilon_i &= \epsilon_{event} + \epsilon_{phase} + \epsilon_{modell} \\ \epsilon_{event} &= \epsilon(\Phi_{i,n}) \\ \epsilon_{phase} &= \sum_{m=0, m \neq n}^N \epsilon(\Phi_{i,m}) \text{ wenn } \epsilon(\Phi_{i,m}) > p_{min}\end{aligned}$$

Die Fehlerkomponente  $\epsilon_{event}$  entsteht durch eine ungenaue Bestimmung der Leistungsbeiwerte des  $i$ -ten Ereignisses, während die Fehlerkomponente  $\epsilon_{phase}$  durch zufällige, gleichzeitig mit dem Schaltereignis  $e$  auftretende Variationen des Residuum-Terms auf nicht vom Schaltereignis betroffenen Phasen entsteht. Ist die Fehlerkomponente  $\epsilon_{phase}$  kleiner als  $p_{min}$ , kann diese Fehlerkomponente während des Konsolidierungsschritts vollständig entfernt werden (vgl. Kapitel 8.3.6). Mit steigenden Variationen des Residuum-Terms ist diese Entfernung nicht länger möglich und der Phasenfehler beginnt den Fehlerterm zu dominieren.

Um steigende Variationen des Residuum-Terms zu simulieren, wurde ein Rauschsignal mit variabler Amplitude erstellt und auf das zugrunde liegende Leistungssignal addiert. Um das Rauschsignal zu erstellen, werden mit Hilfe einer logarithmischen Verteilung unterworfenen Zufallszahlen mit  $\alpha = 0.85$  erstellt. Eine Analyse von historischen Leistungssignalen hat gezeigt, dass die logarithmische Verteilung gut zur Modellierung der auftretenden Variabilität geeignet ist. Im Gegensatz zur Normalverteilung, welche hohe Variabilitäten als äußerst unwahrscheinlich einstuft, sinkt die Wahrscheinlichkeit von hohen Leistungsänderungen bei der logarithmischen Verteilung deutlich langsamer ab.

In der hier durchgeführten Simulation wurde der Erwartungswert des additiven Rauschsignals im Bereich von 0 bis 48 Watt variiert und der hieraus resultierende Fehler bestimmt. Die Ergebnisse dieser Simulation werden in Abbildung 38 dargestellt. Im Bereich von 0 bis 15 Watt zeigt sich ein linearer Zusammenhang zwischen

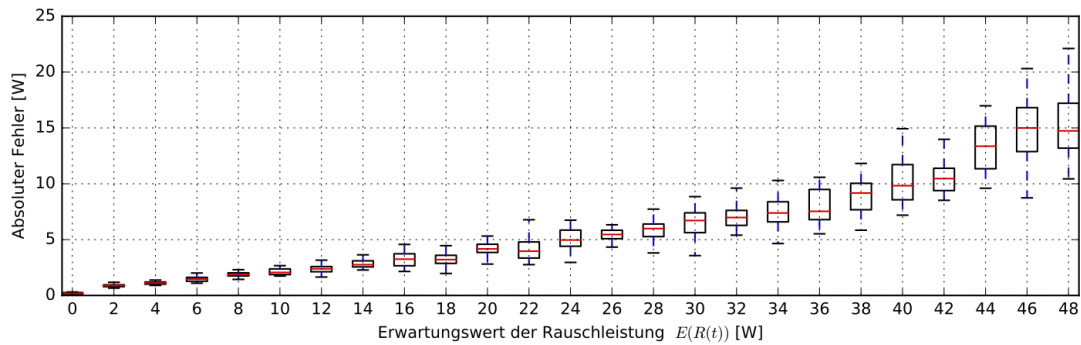


Abbildung 38: Einfluss des Rauschpegels auf den resultierenden Messfehler des LightMon-Systems.

dem additiven Rauschsignal und dem resultierenden absoluten Fehler. In diesem Bereich wird der Fehler von  $\epsilon_{event}$  dominiert. Ab einem Rauschsignal mit einem Erwartungswert größer  $P_{min}$ , d. h. größer als 15 Watt, steigen sukzessiv die Anteile  $\epsilon_{phase}$ . Dieser Anstieg wird ausgelöst durch Rauscheffekte auf nicht vom Schaltereignis betroffenen Phasen. Die Varianz der Messwerte steigt deutlich an und der resultierende Fehler wächst schneller.

Betrachtet man die Abbildung 38 fällt auf, dass der resultierende Fehler selbst dann nicht auf den Wert 0 absinkt, wenn kein additives Rauschsignal hinzugefügt wird. Dies lässt sich darauf zurückführen, dass die zugrunde liegenden historischen Leistungssignale auf die das Rauschsignal addiert werden, bereits residuale Anteile enthalten. Diese Rauschanteile haben einen Erwartungswert zwischen  $E(\dot{R}(t)) = 2,6 \dots 3$  Watt. Skaliert man jedoch das zugrunde liegende Leistungssignal und somit auch die Amplitude des residualen Signalanteils, so kann wie in Abbildung 39a dargestellt, der resultierende Fehler weiter gesenkt werden.

Hierauf aufbauend wurde die Verteilung des resultierenden Fehlers untersucht. Dazu wurden die Leistungsbeiwerte von 200 Aktuatoren mit einer simulierten Leistungsaufnahme von jeweils 50 Watt vom LightMon-System geschätzt und in einem Histogramm dargestellt. Die Ergebnisse dieser Simulation sind in Abbildung 39b zu sehen. Es zeigt sich deutlich, dass die Schätzwerte symmetrisch um den tatsächlichen Wert von 50 Watt verteilt sind. Bedingt durch die Symmetrie liegt keine systematische Abweichung der Messwerte vor, die kompensiert werden könnte. Vielmehr wird der Fehler durch die Streuung der Messwerte verursacht. Weitere Maßnahmen zur Verbesserung der Robustheit sollten daher darauf abzielen, die Streuung generell zu reduzieren oder extrem abweichende Werte zu vermeiden.

#### 8.4.5 Ressourcenverbrauch

Weiterhin ist es wichtig, den Ressourcenverbrauch des LightMon-Systems zu betrachten. Dieser sollte möglichst gering sein, sodass LightMon auf eingebetteten Systemen eingesetzt werden kann und nicht auf zusätzliche Rechenleistung aus der Cloud angewiesen ist. Hierzu wurden zwei Untersuchungen durchgeführt. Zunächst wurde die Laufzeit der Simulation für einzelne Parameterkombinationen in Abhängigkeit der Anzahl an geschalteten Aktuatoren gemessen. Das Ergebnis dieser Messung ist

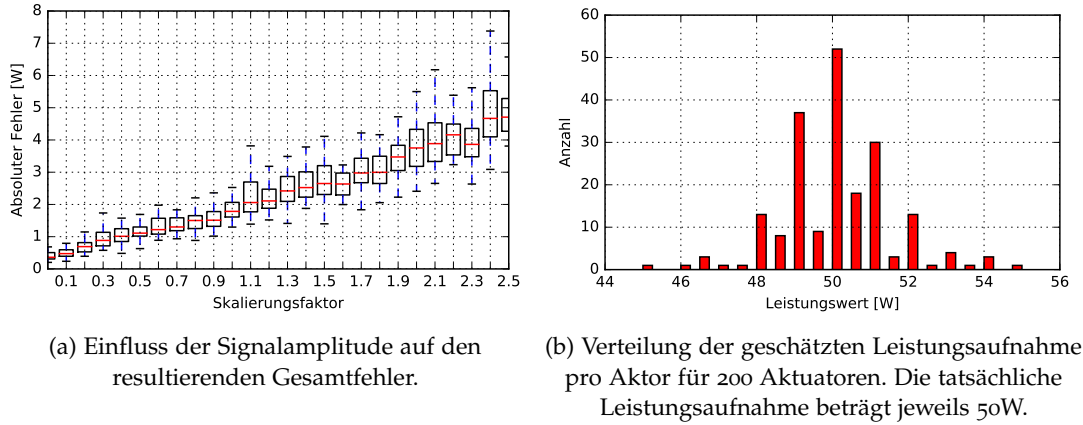


Abbildung 39: Analyse des resultierenden Schätzfehlers.

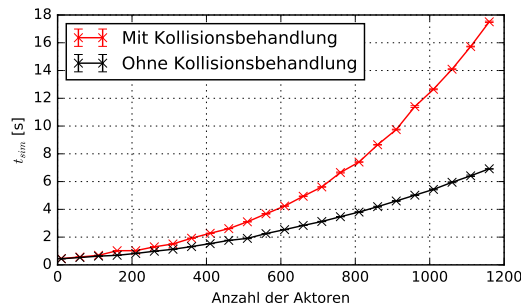


Abbildung 40: Resultierende Laufzeit der Simulationsumgebung in Abhängigkeit von der Umgebungskonfiguration.

in Abbildung 40 dargestellt. Wie zu erwarten, entsteht durch die Auflösung von Konflikten zusätzlicher Rechenaufwand. In absoluten Zahlen ausgedrückt, bleibt der Rechenaufwand jedoch im Sekundenbereich.

Da die Simulationen auf leistungsfähiger Workstation-Hardware ausgeführt wurden, geben diese Ergebnisse lediglich Tendenzen an und ermöglichen daher keine konkreten Aussagen über das Systemverhalten in einem eingebetteten System. Daher wurde eine Durchsatz-Messung auf einem System mit einem 700 MHz getakteten ARM-11 Prozessor (Raspberry PI B+) ausgeführt. Es wurde die Verarbeitungszeit gemessen um ein 24 h langes, historisches Leistungssignal sowie 1.453 Schaltereignisse des Gebäude-Steuerbusses zu verarbeiten. Die Laufzeitmessung wurde 30 mal wiederholt und schwankte im Bereich von 126 –130 Sekunden. Demzufolge ist es mit dieser Konfiguration möglich, 11,3 Schaltereignisse pro Sekunde zu verarbeiten.

Weiterhin wurde die Leistungsaufnahme des Systems bei der Datenverarbeitung gemessen. Während der Verarbeitung der Schaltereignisse betrug diese im Volllastbetrieb etwa 3 W. Waren keine Schaltereignisse zu verarbeiten, betrug die Leistungsaufnahme 1,5 Watt. Kombiniert man diese Messwerte mit einer Leistungsaufnahme von 2x2,4 Watt für jedes der installierten Leistungsmessgeräte, ergibt sich eine maximale Leistungsaufnahme des Systems von 7,8 Watt. Das LightMon-System war demzufolge für lediglich 0,5% des totalen Energiebedarfs der während der Feldstudie beobachteten Umgebung verantwortlich.

#### 8.4.6 Diskussion der Simulationsgenauigkeit

Obwohl die Simulationen mit größtmöglicher Sorgfalt durchgeführt wurden, deckt das zugrunde liegende Modell nicht alle in der Realität auftretenden Einflussfaktoren ab, sodass sich zwangsweise Abweichungen zwischen den simulierten Ergebnissen und den in einem realen Feldversuch durchgeführten Messreihen ergeben. Bekannte, nicht in der Simulationsumgebung berücksichtigte Faktoren sind:

1. Einschwingvorgänge beim Einschalten von Leuchtmitteln.
2. Durch Bauteilalterung ausgelöste Veränderungen.
3. Jitter-Effekte auf dem Gebäudesteuerbus.
4. Gewählte Simulationsparameter.

Der mögliche Einfluss dieser Faktoren auf die Simulationsergebnisse wird in den nachfolgenden Abschnitten diskutiert. Hierbei werden zunächst die Einschwingvorgänge von Leuchtmitteln direkt nach dem Einschalten betrachtet. Je nach Leuchtmitteltechnologie wird die stationäre, auf dem Typenschild angegebene Leistungsaufnahme des Leuchtmittels nicht direkt nach dem Einschalten, sondern erst nach einem vorangegangenen Einschwingvorgang erreicht. Sowohl die Dauer als auch der Verlauf des Einschwingvorgangs hängt hierbei von der zugrunde liegenden Leuchtmittel-Technologie ab. Während LED-basierte Leuchtmittel typischerweise direkt auf Schaltbefehle reagieren, entsteht bei Glühdrahtlampen ein kurzer Zeitverzug von wenigen Millisekunden durch die Aufheizphase des Glühdrahtes. Bei Gasentladungslampen muss zunächst die Lampe gestartet, d. h. mittels Lichtbogen die Gasfüllung ionisiert und die Elektroden an den Lampenenden aufgeheizt werden [86].

Um diese Effekte zu quantisieren, wurde der Verlauf der Leistungsaufnahme zweier unterschiedlicher Leuchtmittel über die Zeit gemessen und in der Abbildung 41 aufgetragen. Wie in der Abbildung zu sehen ist, erreicht die Glühlampe bereits nach etwa 200 ms eine konstante Leistungsaufnahme. Die Leuchtstoffröhre benötigt jedoch etwa 2 Sekunden für den Startvorgang und erreicht nach knapp 2 Sekunden eine nahezu konstante Leistungsaufnahme. Bevor die Leuchtstoffröhre erfolgreich gestartet ist, werden unterschiedliche Phasen des Start-Zyklus durchlaufen in denen die Leistungsaufnahme sehr stark variiert. Aufgrund der Vielzahl möglicher Einschalt-Transienten, wurden diese in der Simulationsumgebung nicht berücksichtigt. Daher kommt es zu mehr oder weniger starken Messfehlern, wenn die Zeitdauer der Einschalt-Transienten länger andauert als die Totzeit  $t_{dead}$ . Dieser Sachverhalt ist im Wesentlichen auch bei der Behandlung von Konflikten zu berücksichtigen. Werden die Leuchtmittel jeweils mit kurzem Zeitversatz eingeschaltet, überlagert sich möglicherweise die Transiente von Verbraucher A mit dem bereits konstanten Leistungssignal von Verbraucher B. In diesem Fall ist eine fehlerfreie Konfliktauflösung nicht mehr möglich und der resultierende Fehler des Systems steigt an. Da dieser Sachverhalt jedoch nur den Einschaltvorgang betrifft, ist eine naheliegende Lösung, für Verbraucher mit großer Einschalt-Transiente die Einschaltereignisse auszuklammern und nur die Ausschaltereignisse zur Berechnung der Leistungsbeiwerte zu verwenden. Da die Reaktion auf Abschaltbefehle für gewöhnlich direkt ausgeführt



wird, erhält man bei diesem Schaltvorgang eine wie in der Simulation verwendete Heaviside-funktion.

Unvermeidliche Alterungseffekte reduzieren im Laufe der Zeit die Lichtausbeute von Leuchtmitteln und verändern deren Leistungsaufnahme. Der Verlauf und Umfang von Alterungserscheinungen hängt im Wesentlichen von der zugrunde liegenden Leuchtmitteltechnologie ab. Während herkömmliche Glühbirnen eine Lebenserwartung von etwa 1.000 Stunden aufweisen, erzielen moderne LED-basierte Beleuchtungssysteme eine Lebenserwartung von bis zu 30.000 Stunden. Sorgen die Alterungseffekte für eine sich langsam veränderte Leistungsaufnahme der Leuchtmittel, erkennt das kontinuierliche Tracking von LightMon diese Veränderungen und kann die Leistungsbeiwerte adaptieren. Fällt ein Leuchtmittel vollständig aus, bleibt der erwartete Leistungssprung beim Ein- oder Ausschalten des Leuchtmittels aus. Wiederholt sich dieses Verhalten häufiger, dann wird LightMon nach einigen Schaltereignissen den geänderten Leistungsbeiwert erkennen und diesen auf den neuen Wert von 0 Watt setzen. Zukünftig ist es denkbar, diese Art der Änderungen zu erkennen und zur Detektion von defekten Leuchtmitteln einzusetzen.

Im Fall eines hohen Datenaufkommens auf dem Gebäudesteuerbus treten möglicherweise Jitter-Effekte bei der Übertragung von Schaltereignissen auf und der Zeitverzug zwischen den auf dem Gebäudebus erfassten Ereignis-Datenstrom und den gemessenen Leistungsmesswerten kann nicht mehr als statisch angenommen werden. Ausgelöst durch diese Jitter-Effekte kann es zu einer temporalen De-Synchronisation zwischen den Schaltereignissen und den durch die Schaltereignisse ausgelösten Leistungsänderungen kommen. Bedingt durch diese De-Synchronisation wird die Berechnung der Leistungsbeiwerte unmöglich, da die Schaltereignisse und die zugehörigen Effekte zeitlich verschoben sind. Gegenwärtig werden keine Jitter-Effekte auf dem Gebäudesteuerbus simuliert. Massive Jitter-Effekte auf dem Gebäudesteuerbus sollten ohnehin durch ordnungsgemäße Konfiguration vermieden werden, da alle Benutzer des Gebäudesteuerbusses durch das Auftreten von Jitter behindert werden und die korrekte Funktionsfähigkeit kritischer Systemkomponenten nicht gewährleistet werden kann.

Die resultierende Simulationsgenauigkeit hängt weiterhin von den gewählten Simulationsparametern ab. So wurden beispielsweise in allen Simulationsdurchläufen Aktuatoren mit homogener Leistungsaufnahme simuliert, während in einer realen Umgebung Aktuatoren mit unterschiedlichster Leistungsaufnahme existieren. Allerdings wurde in Abschnitt 8.4.2 gezeigt, dass die Leistungsaufnahme des Verbrauchers keinen Einfluss auf die Simulationsgüte hat. Daher ist es nicht erforderlich, heterogene Gruppen von Verbrauchern zu simulieren. Falls dies für einzelne Messreihen notwendig ist, kann die Simulationsumgebung jedoch sehr einfach erweitert werden, um heterogene Verbrauchergruppen zu unterstützen.

## 8.5 FELDSTUDIE

Um die Funktionsweise des LightMon-Systems zu testen, wurde das System im zweiten Geschoss des Institutsgebäudes in Betrieb genommen. Das LightMon-System ist dort seit 1,5 Jahren im Einsatz und überwacht die Leistungsaufnahme von 69 Schaltgruppen in 23 Büros, einem Meeting-Raum und einem Ruhebereich. Die Räumlich-

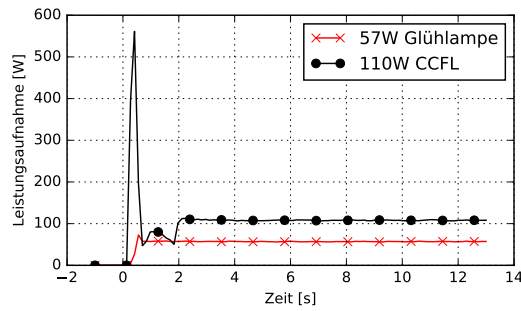


Abbildung 41: Einschaltverhalten zweier unterschiedlicher Leuchtmitteltechnologien im Vergleich

keiten werden von etwa 45 Personen ohne Einschränkungen oder explizite Handlungsempfehlungen genutzt. Da keine separate Stromversorgung für die Beleuchtung installiert ist, messen die Leistungsmessgeräte neben der Beleuchtungseinrichtung die Leistungsaufnahme von Bürogeräten wie Laptops, Computern, Monitoren, Druckern sowie von Küchengeräten wie einem Kühlschrank und einem Warmwasserboiler. Die Leistungsaufnahme dieser Elektrogeräte taucht in der ganzheitlichen Messung als Residuumsterm  $R(t)$  auf, da LightMon den Zustand dieser Geräte nicht erfassen kann. Aus organisatorischen Gründen konnten die in Kapitel 6 und 7 beschriebenen Methoden zur Erfassung des Gerätezustands in diesem Feldtest nicht eingesetzt werden. Die Elektroinstallation der Umgebung wird über zwei separate Unterverteilungen in einem Schaltschrank mit jeweils drei Phasen realisiert. Jeweils drei der Phasen werden mit zwei Leistungsmessgeräten der Serie *EMU Professional* gemessen. Hierbei greift das LightMon-System über die Modbus-Schnittstelle die Messdaten dieser Stromzähler mit einer Abtastrate von 0,5 Hz ab. Zur Steuerung der Beleuchtung ist das Gebäude mit einem KNX-basierten Gebäude-Steuerbus ausgestattet. Hierbei wurde das LightMon-System mithilfe eines ABB KNX-zu-IP-Gateway an die bestehende KNX-Installation angebunden. Obwohl nur ein Teilbereich des Gebäudes mithilfe des LightMon-Systems überwacht wurde, empfängt das System die KNX-Schaltereignisse aller Gebäudeteile inklusive Tiefgarage.

Während der Installation des LightMon-Systems wurde zum besseren Verständnis der erstellten Berichte eine manuelle Zuordnung von KNX-Aktuator-Adressen zu symbolischen Namen vorgenommen. Diese Zuordnung erfolgte mithilfe der Dokumentation des im Gebäude installierten KNX-Systems. Sollte eine solche Zuordnung nicht vorhanden sein, kann mithilfe des Life-Monitoring-Systems und einem Rundgang durch das Gebäude zeitnah eine manuelle Zuordnung erstellt werden. Hierzu müssen in allen Räumlichkeiten der Umgebung, die Leuchtmittel geschaltet und dann in der Live-Anzeige der symbolische Name dem Schaltereignis zugeordnet werden. Im Rahmen der Installation von LightMon in der Feldtest-Umgebung wurde diese Vorgehensweise zur Überprüfung der Zuordnung angewendet.

In der Feldtest-Umgebung werden fünf Leuchtmittelklassen vom Gebäudesteuerbus geschaltet. Diese Klassen umfassen 29 Stehleuchten (S), 8 Wandleuchten (W), 26 Deckenleuchten (D) und 5 Nassraumleuchten.



### 8.5.1 Überprüfung des LightMon-Systems

Um die Genauigkeit des LightMon-Systems zu überprüfen, wurde sowohl eine automatische Trainingsprozedur als auch eine manuelle Begutachtung aller Leuchtmittel in der Feldtest-Umgebung vorgenommen. Beide Vorgehensweisen werden im nachfolgenden Abschnitt genauer beschrieben. Hierbei wird zunächst die automatische Trainingsprozedur erläutert, um anschließend die genaue Vorgehensweise bei der manuellen Begutachtung zu erläutern.

Das Ziel der automatisierten Trainingsprozedur ist es, Leistungsbeiwerte aller Verbraucher unter bestmöglichen Bedingungen zu ermitteln. Hierzu wurde ein Messlauf des Systems in der Nacht durchgeführt, während die Räumlichkeiten nicht von Personen benutzt wurden. Während des Testlaufs wurden alle möglichen Störquellen, d. h. sonstige Verbraucher nach besten Möglichkeiten abgeschaltet, um zufällige Variabilitäten weitgehend auszuschließen. Anschließend wurde jede Lampe von einem Trainingsalgorithmus 5 mal ein- und anschließend wieder abgeschaltet. Während dieser Zeit wurden die Leistungsbeiwerte auf allen Phasen erfasst. Als Vorteil dieser Methode erweist sich, dass man für jedes Leuchtmittel neben dem Leistungsbeiwert zusätzlich noch die Einschalt-Transiente ermitteln kann. Die entsprechenden Leistungsbeiwerte wurden automatisch berechnet und durch eine manuelle Begutachtung auf Plausibilität geprüft. So kann sichergestellt werden, dass die so erfassten Leistungsbeiwerte eine hinreichend hohe Güte aufweisen, um als Referenzmesswerte eingesetzt zu werden. Die mit diesem Verfahren erzielten Referenzwerte finden sich in Anhang C.1.

Darüber hinaus wurden manuell alle Leuchtmittel in der Feldtest-Umgebung gezählt und die zugehörige Leistungsangabe vom Typenschild des Leuchtmittels abgelesen. Vergleicht man die Herstellerangaben mit den im automatisierten Trainingslauf festgestellten Angaben, stellt man fest, dass beide Angaben um 4,92% voneinander abweichen. Ein Vergleich auf Ebene von einzelnen Leuchtmitteln zeigt hier, dass die tatsächlich gemessene Leistungsaufnahme der Leuchtmittel oft bis zu einem Watt höher liegt als die zugehörige Herstellerangabe.

Betrachtet man die als Referenzwerte ermittelten Leistungsbeiwerte, so stellt man fest, dass die beiden für die Beleuchtung der Flure verwendeten Schaltgruppen die höchste Leistungsaufnahme aufweisen. Jede dieser Schaltgruppen besteht aus 28 Energiesparlampen mit einer Leistungsaufnahme von 16 Watt laut Herstellerangabe. Beide Schaltgruppen werden per Bewegungsmelder angesteuert, welcher die Schaltbefehle zum An- bzw. Abschalten der Beleuchtung versendet. Die konfigurierte Einschaltdauer beträgt hierbei, unabhängig von der aktuellen Tageszeit, 15 Minuten.

Zum Zeitpunkt der Referenzmessung waren 5 Leuchtmittel defekt und 17 Schaltaktuatoren waren zwar im Gebäude installiert, jedoch nicht mit Leuchtmitteln verbunden. Dabei handelt es sich durchgängig um in Bodentanks installierte Schaltaktuatoren, an welche im Bedarfsfall Schreibtischlampen angeschlossen werden können. Diese Schaltaktuatoren wurden bei der Gebäudeeinrichtung installiert, um zukünftig flexibel auf sich ändernde Raumnutzungskonzepte reagieren zu können.

Bei zwei Schaltgruppen im System war die Programmierung der Ein- bzw. Ausschaltaktionen vertauscht. Diese Leuchtmittel schalten sich beim Empfang eines Aus-

schaltbefehls ein und beim Empfang eines Einschaltbefehls aus. Vermutlich handelt es sich hierbei um einen Programmierfehler des entsprechenden Schaltaktuators.

Insgesamt liegen als Referenzdaten gültige Messwerte größer 0 Watt für insgesamt 39 unterschiedliche Schaltgruppen in der kompletten Feldtest-Umgebung vor. Um die Genauigkeit von LightMon in der Feldtest-Umgebung zu verifizieren, wurde das LightMon-System über den Zeitraum von 30 Tagen hinweg mit Leistungsdaten und ausgeführten Schaltaktionen versorgt. Während dieser Zeit konnte das LightMon System sich an die Umgebung adaptieren und immer bei ausgeführten Schaltaktionen die Schätzungen für die Leistungsbeiwerte aktualisieren. Nach 30 Tagen wurden die so gewonnenen Leistungsbeiwerte mit den Referenzdaten verglichen. Hierbei ergab sich eine mittlere Abweichung von 11,34% zwischen den Referenzdaten und den von LightMon im laufenden Betrieb bestimmten Leistungsbeiwerten. Jedoch ist der resultierende Fehler nicht gleichmäßig verteilt. Alle 13 regelmäßig genutzten Schaltgruppen weisen einen sehr niedrigen relativen Fehler von unter 3% auf. Andere Schaltgruppen wurden im Testzeitraum nur sehr selten oder überhaupt nicht geschaltet und haben demzufolge einen deutlich höheren Fehler, sodass sich im Mittel die genannte Abweichung ergibt. Würde das LightMon-System über einen längeren Zeitraum oder in Zeitfenstern mit höherer Nutzungsintensität der Beleuchtung betrieben, ergäbe sich ein deutlich geringerer Fehler. Für die meisten Anwendungen ist die von LightMon erreichbare Genauigkeit hinreichend. Sollte eine bessere Genauigkeit oder eine kürzere Trainingszeit erreicht werden, muss ggf. auf die zur Referenzdaten-Messung erhobene Methodik der automatisierten Trainingsprozedur zurückgegriffen werden.

### 8.5.2 Gewonnene Erkenntnisse

In diesem Abschnitt werden die Erkenntnisse aus der 365 Tage andauernden Feldstudie des LightMon-Systems vorgestellt. Diese wurde im Zeitraum vom 01.07.2014 bis zum 01.07.2015 im zweiten Obergeschoss eines vom Fachgebiet für Multimedia Kommunikation genutzten Gebäudes durchgeführt. Hierbei wurden wie in Kapitel 8.5.1 beschrieben, die Leistungssignale sowie die zugehörigen Schaltereignisse des Gebäudesteuerbusses erfasst und für den LightMon-Datensatz aufbereitet. Darüber hinaus wurde der LightMon-Datensatz für die Forschungscommunity öffentlich zur Verfügung gestellt. Bis auf eine 27 Tage andauernde Unterbrechung aufgrund einer technischen Störung im November und Dezember 2014 sammelte das System kontinuierlich die Zustandsdaten des Gebäudes.

Zunächst wurde das LightMon-System eingesetzt, um die Leistungsbeiwerte für jedes der in der Umgebung vorhandenen Leuchtmittel zu berechnen. Als Ergebnis dieser Berechnung erhält man für jedes Leuchtmittel eine Zeitserie der Leistungsaufnahme. Um die in diesen Zeitserien enthaltenen Informationen zum Lastgang leichter verständlich aufzubereiten, wurden die Daten in drei Ansichten aggregiert:

- die für die Beleuchtung aufgewendete Energie individuell für jede Schaltgruppe sortiert nach Räumen (vgl. Tabelle 19).
- die Leistungsaufnahme aller Leuchtmittel akkumuliert über einen Tag hinweg und dargestellt als Lastprofil (vgl. Abbildung 43).

Raum (+Typ)	Energie W [kWh]	Kumulierte Einschaltzeit t [h:mm]	Einschaltzeit pro Ereignis t [h:mm]
Flur 1	4.28	8:45	1:12
Flur 2	4.13	8:21	1:16
Raum 21H	1.80	5:46	3:54
Raum 06D	1.66	4:46	2:53
Raum 21D	1.37	5:17	3:22
Raum 11S	1.14	6:47	6:23
Raum 02D	1.13	6:44	6:05
Raum 16D	1.03	3:45	2:12
Raum 09S	0.92	5:35	3:47
Raum 19H	0.92	4:06	3:07
Raum 11D	0.88	5:20	4:04
Raum 16S	0.84	4:54	2:58
Raum 23D	0.79	5:01	2:37
Raum 19S	0.78	4:34	3:38
Raum 16S	0.74	4:19	3:29
Raum 03S	0.70	4:03	4:03
Raum 13D	0.63	1:56	1:08
Raum 12S	0.63	3:45	3:45
Raum 06W	0.60	3:18	2:19
Raum 24D	0.57	5:15	4:12
Raum 03D	0.56	2:39	2:08
Raum 17H	0.51	1:40	1:16
Raum 04D	0.46	2:07	1:36
Raum 25S	0.43	2:31	2:31
Raum 04S	0.43	2:34	1:52
Raum 12S	0.33	2:00	1:30
Raum 10D	0.31	1:23	0:44
Raum 10W	0.29	1:24	1:14
Raum 17H	0.28	1:21	1:07
Raum 22D	0.28	1:58	1:07
Raum 17D	0.20	0:31	0:24
Raum 08D	0.17	1:01	0:40
Raum 10S	0.16	1:26	1:06
Raum 12D	0.16	1:28	0:55
Raum 09D	0.14	1:14	0:55
Raum 22D	0.14	1:13	0:55
Raum 05D	0.12	0:46	0:27
Raum 02D	0.11	0:30	0:29
Raum 13S	0.10	0:35	0:26
Raum 26D	0.03	5:16	2:03

Tabelle 19: Mittlerer Stromverbrauch pro Tag pro Raum für die Beleuchtung. Mittelwert bestimmt aus  $n = 365$  Tagen. (H: Hängelampe, D: Deckenlampe, S: Stehlampe, W: Wandlampe).

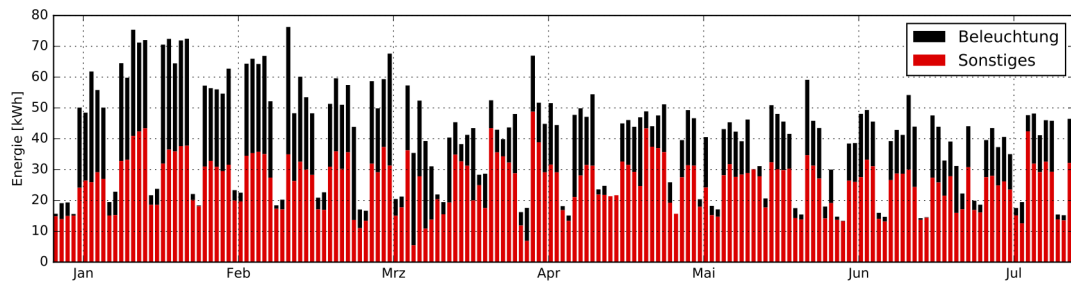


Abbildung 42: Für die Beleuchtung aufgewendete Energie im Vergleich zur gesamten in der Umgebung aufgewendeten Energie.

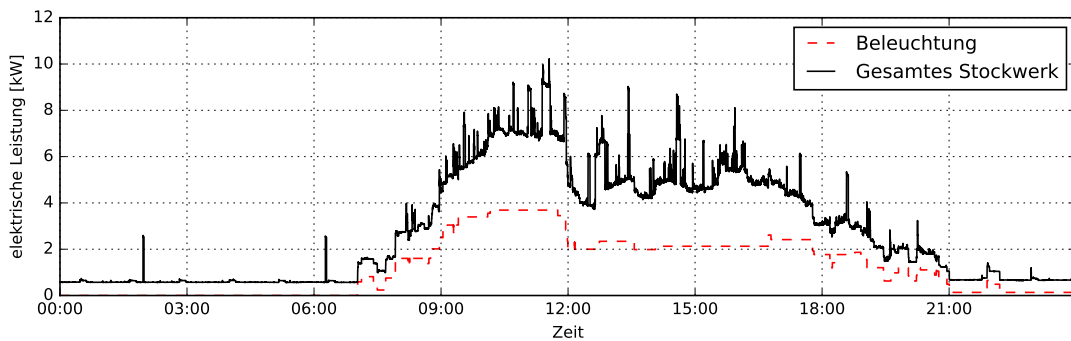


Abbildung 43: Leistungsbedarf des Gebäudes und der Beleuchtung zu verschiedenen Tageszeiten beispielhaft abgebildet für den 13. Oktober 2014.

- den Anteil der Beleuchtung an der totalen Leistungsaufnahme, gemessen über mehrere Monate und dargestellt im Vergleich zur gesamten, aufgewendeten Energie (vgl. Abbildung 42).

Die individuell für jede Schaltgruppe aufgewendete Energie ist auszugsweise in Tabelle 19 dargestellt. Darin ist ersichtlich, welche Räume des Gebäudes besonders viel Energie aufwenden, d. h. an welchen Stellen sich Optimierungen der Leuchtmittel besonders schnell amortisieren.

Die in Abbildung 43 über einen Tag hinweg abgetragene Leistungsaufnahme gibt interessante Einblicke in das Nutzungsverhalten des Gebäudes. So lässt sich beispielsweise der Beginn der Gebäudenutzung, die Kernarbeitszeit, sowie am Abend die abklingende Gebäudenutzung erkennen. Neben der Bestimmung der Nutzungszeitfenster unterschiedlicher Gebäudeteile gibt dieser Graph weiterhin Aufschluss über verschwenderische Nutzung der Beleuchtung. Beispielsweise ist es so möglich, zu erkennen, wenn die Beleuchtung nach der Gebäudenutzung nicht abgeschaltet wurde.

Betrachtet man die für die Beleuchtung aufgewendete Energie über mehrere Monate hinweg, erkennt man saisonale Muster bedingt durch Schwankungen der Sonnenstunden. Dies ist beispielhaft in der Abbildung 42 dargestellt, welche die zur Beleuchtung aufgewendete Energie als Anteil der kompletten, vom Gebäude aufgewendeten Energie darstellt. In dieser Grafik sieht man deutlich, dass wie zu erwarten in den Wintermonaten mehr Energie für die Beleuchtung aufgewendet wird als in den Sommermonaten. Im Januar und Februar beträgt der Anteil der Beleuchtung

an der aufgewendeten Energie im Mittel 42%, während im Frühling und in den Sommermonaten 28% der Energie für die Beleuchtung aufgewendet werden. Im Zeitraum vom Januar bis Juli verbrauchte die untersuchte Umgebung insgesamt 6,8 MWh Strom, wobei hiervon ein Verbrauch von 2,4 MWh, also 35%, auf die Beleuchtung entfiel. Ein ähnliches Muster zeigt sich weiterhin auf Ebene unterschiedlicher Wochentage, denn an Werktagen wird erwartungsgemäß ein deutlicher Anteil der elektrischen Energie für die Beleuchtung aufgewendet, während an Wochenenden fast keine Beleuchtung aktiviert ist.

Nachfolgend stellt sich die Frage, wie der Energiebedarf der Beleuchtung reduziert werden kann. Hierzu liefert die Tabelle 19 eine Zusammenfassung der Gebäudenutzung, welche die aufgewendete elektrische Energie, die durchschnittliche Einschaltzeit pro Schaltereignis sowie die durchschnittliche Einschaltzeit pro Tag angibt. Mithilfe dieser Tabelle ist es möglich, einzelne Schaltgruppen mit hohem spezifischen Verbrauch zu ermitteln und das kosteneffizienteste Leuchtmittel für jede spezifische Schaltgruppe zu beschaffen.

Betrachtet man diese Tabelle für die Feldtest-Umgebung, stellt man fest, dass die für die Beleuchtung aufgewendete Energie durch die Beleuchtung beider Flure dominiert wird. Dies ergibt sich durch eine hohe Betriebszeit der Leuchtmittel kombiniert mit einer hohen Leistungsaufnahme der Schaltgruppe. Zwar wird die Flurbeleuchtung per Bewegungsmelder geschaltet, jedoch berücksichtigen diese nicht, ob die Flure bereits durch Lichteinfall von außen hinreichend beleuchtet sind. Somit könnten sehr große Einsparungen durch die Installation verbesserter Bewegungsmelder mit integrierten Helligkeitssensoren sowie durch ein verkürztes Einschaltintervall erzielt werden. Weiterhin sollten die in den Fluren installierten Energiesparlampen durch effizientere Leuchtmittel ersetzt werden, um weitere Einsparungen zu erzielen.

Hierbei kann das kosteneffizienteste Leuchtmittel durch Betrachtung der Fixkosten, d. h. im Wesentlichen der Anschaffung und Montagekosten und der variablen Kosten für die bezogene elektrische Arbeit ermittelt werden. Hierbei gilt für den Kostenfaktor KF, also die Gesamtkosten des effizienteren Leuchtmittels geteilt durch die Betriebskosten des bestehenden Leuchtmittels:

$$KF = \frac{K_{\text{Anschaffung}} + W_{\text{el,neu}} * K_{\text{el}} * t}{W_{\text{el,alt}} * K_{\text{el}} * t} \quad (31)$$

Ist der Kostenfaktor für einen Betrachtungszeitraum  $t$  kleiner 1, lohnt sich der Umstieg auf ein effizienteres Leuchtmittel. Die Betriebskosten des Leuchtmittels ergeben sich aus den Strombezugskosten  $K_{\text{el}}$ , dem betrachteten Zeitraum und der im Betrachteten Zeitraum bezogenen elektrischen Arbeit  $W_{\text{el}}$ . Um die Amortisationszeit zu bestimmen setzt man den Kostenfaktor gleich 1 und formt das Gleichungssystem nach  $t$  um. Als Ergebnis erhält man folgende Gleichung für die Amortisationszeit:

$$t_{\text{Amortisation}} = \frac{K_{\text{Anschaffung}}}{W_{\text{el,alt}} * K_{\text{el}} - W_{\text{el,neu}} * K_{\text{el}}} \quad (32)$$

Mithilfe dieser Gleichung wurden mögliche Kostenersparnisse in der beobachteten Feldtestumgebung betrachtet. Hierfür wurden drei Räume mit unterschiedlicher Verbrauchscharakteristik als Datengrundlage ausgewählt. Basierend hierauf wurden

zwei Strategien zum Umstieg auf die effizienteren Leuchtmittel miteinander verglichen. Bei der Austauschstrategie werden alle Leuchtmittel des Raums vollständig durch neue Leuchtmittel ersetzt. Bei der Ersatzstrategie werden die bestehenden Leuchtmittel bis zum Ablauf der Lebensdauer weiterbetrieben und anschließend durch neue, effizientere Leuchtmittel ersetzt. Die Ergebnisse dieses Rechengangs sind in Tabelle 20 abgebildet. Es zeigt sich deutlich, dass sich der Umstieg auf effizientere Leuchtmittel in jedem betrachteten Szenario lohnt. So lohnt sich der Ersatz der Flurlampen bereits nach etwa 1,87 Jahren durch die hohe Reduktion der Betriebskosten. Wird die Beleuchtung jedoch nur selten genutzt, steigt die Amortisationszeit deutlich an. Für die Beleuchtung des Raums o8D lohnt sich ein Ersatz der Lampen erst nach etwa 11,83 Jahren.

An dieser Stelle ist es wichtig zu erwähnen, dass die Abbildung 42 nicht allgemein gültig ist, da sich in anderen Gebäuden, bedingt durch die Lage, Architektur des Gebäudes, das Benutzerverhalten sowie die installierte Beleuchtungstechnik andere spezifische Verbrauchsprofile ergeben. Für zukünftige Arbeiten wäre es interessant, den Energiebedarf für die Beleuchtung anderer Gebäude zu erfassen und quantitativ zu vergleichen.

## 8.6 DISKUSSION

In diesem Kapitel wurde das LightMon-System vorgestellt. Mit diesem System ist es möglich, bei Gerätezustandsänderungen automatisiert Leistungsbeiwerte dieser Zustandsänderungen abzuleiten und somit Energiemodelle für die beobachteten Geräte zu erstellen. Beispielhaft wurde diese Vorgehensweise genutzt, um den für die Beleuchtung von Gebäuden aufgewendeten elektrischen Strom auf Ebene einzelner Schaltgruppen zu erfassen. In diesem Kapitel sollen technische sowie nicht-technische Designentscheidungen beleuchtet und die Anwendungsmöglichkeiten für ein breiteres Anwendungsgebiet des Systems untersucht werden. Diese Designentscheidungen werden in den nachfolgenden Abschnitten diskutiert:

### 8.6.1 Skalierbarkeit des Systems

Wie in Kapitel 8.4.3 gezeigt wurde, wird die Skalierbarkeit des Systems durch eine zunehmende Ungenauigkeit der Messung mit steigender Konfliktrate begrenzt. Insbesondere für sehr große Umgebungen stellt sich die Frage, ob diese Grenze eine wesentliche Limitierung des Systems darstellt oder ob es Möglichkeiten gibt, die Konfliktrate zu reduzieren. Im Allgemeinen lassen sich die Genauigkeitsverluste durch eine steigende Konfliktwahrscheinlichkeit nicht kompensieren, denn mit steigender Konfliktwahrscheinlichkeit sinkt die Information, die aus einem Einzelereignis gewonnen werden kann. Jedoch lässt sich in der Praxis ein sehr großes monolithisches System zumeist in kleinere Segmente, also Gebäudeabschnitte, aufteilen und die Leistungsaufnahme dieser Gebäudeabschnitte getrennt voneinander erfassen. So kann durch Vorfilterung bestimmt werden, ob die erfassten Ereignisse tatsächlich den Stromverbrauch des Gebäudeabschnitts beeinflussen. Verwendet man zur Erstellung der Energiemodelle nur für bestimmte Gebäudeabschnitte relevante

Raum	Flur Süd	Büro 16D	Büro o8D
$W_{el}$ , [kWh pro Tag]	4,19	1	0,2
Stromkosten [€/kWh]	0,2	0,2	0,2
Betriebszeit pro Tag [h]	8,2	3,75	1
Anzahl Leuchtmittel	28	10	6
<b>Bestehende Leuchtmittel (Energiesparlampen)</b>			
Hersteller	Philips		
Typ	13W840	26W830	26W830
Leistung [W]	16	26	26
Lichtausbeute [lm]	840	830	840
Effizienz [lm/W]	52,50	31,92	32,31
Lebensdauer [h]	10.000	10.000	10.000
Lebensdauer [A]	3,34	7,31	27,40
Preis pro Stk. [€]	4,5	4,5	4,5
Betriebskosten pro Jahr [€/A]	2.508,13	273,75	14,6
<b>Effizienteres LED-basiertes Leuchtmittel</b>			
Hersteller	FENECON	Beneito	Beneito
Typ	1003090901	582L018M(G)	582L018M(G)
Leistung [W]	7	12	12
Lichtausbeute [lm]	630,00	950,00	950,00
Effizienz [lm/W]	90,00	79,17	79,17
Lebensdauer [h]	40.000	40.000	40.000
Lebensdauer [A]	13,36	29,22	109,59
Preis pro Stk. [€]	16	20	20
Betriebskosten pro Jahr [€/A]	1097,31	126,35	6,74
<b>Kostenrechnung</b>			
Relative Betriebskostensparnis [%]	43,75	46,15	46,15
Installationskosten pro Stk. [€]	3	3	3
Kosten Austausch [€]	532	230	138
Kosten Ersatz [€]	322	155	93
Amortisationszeit Austausch	3,09 Jahre	5,85 Jahre	17,55 Jahre
Amortisationszeit Ersatz	1,87 Jahre	3,94 Jahre	11,83 Jahre

Tabelle 20: Kostenrechnung zur Ermittlung der Amortisationszeit für unterschiedliche Räume.

Ereignisse, reduziert sich die Ereignisdichte und somit auch die Konfliktwahrscheinlichkeit deutlich.

In der Simulation wurde gezeigt, dass die Konfliktwahrscheinlichkeit mit der Ereignisdichte zusammenhängt und dass bei steigender Ereignisdichte die Wahrscheinlichkeit für Konflikte dem Verlauf einer e-Funktion folgt und sich asymptotisch dem Wert 1 annähert. Demzufolge kann eine (partielle) Reduktion der Ereignisdichte die Konfliktwahrscheinlichkeit äußerst effektiv absenken und somit zur Verbesserung der Skalierbarkeit eingesetzt werden.

### 8.6.2 *Manuelle Ermittlung der Leistungsbeiwerte*

Anstatt neue, dedizierte Hardware zur Messung der Leistungsaufnahme zu installieren, könnte der Energiebedarf der Beleuchtung vollständig manuell erfasst werden. Hierzu müssen alle vorhandenen Leuchten ermittelt und deren Leistungsangabe vom Typenschild abgelesen werden. Um die für das Leuchtmittel aufgewendete Energie zu bestimmen, muss anschließend die Nutzungsdauer der Leuchtmittel durch Experten geschätzt werden.

Die so skizzierte Vorgehensweise ist insbesondere in größeren, kommerziell genutzten Gebäuden entsprechend arbeitsintensiv und bedingt durch die Schätzung der Einschaltzeit nur sehr ungenau. Ab Umgebungen einer gewissen Größe ist davon auszugehen, dass der Arbeitsaufwand zur manuellen Schätzung durch Experten deutlich höhere Kosten verursacht, als die einmalige Installation des LightMon-Systems. Weiterhin können Bauart bedingte Abweichungen zwischen Herstellerangabe und der tatsächlichen Leistungsaufnahme des Leuchtmittels mit dieser Methode nicht erfasst werden. Jedoch bietet sich die manuelle Erfassung der Leistungsbeiwerte zur grundlegenden Verifikation der Messgenauigkeit an. Daher wurde die Feldtest-Umgebung einer manuellen Erfassung unterzogen.

### 8.6.3 *Automatisiertes Training des Systems*

Anstatt kontinuierlich die Leistungsbeiwerte basierend auf Schaltereignissen anzupassen, könnte das LightMon-System auf einmalig hinterlegte oder in einem automatischen Trainingsprozess erfasste Leistungsbeiwerte zurückgreifen. Dies würde die Implementierung des Systems deutlich vereinfachen, da keine Leistungssignale der Umgebung erfasst und verarbeitet werden müssen. Beim automatischen Trainingsprozess könnten alle Leuchtmittel in Zeitfenstern ohne Gebäudenutzung geschaltet und die hierbei auftretenden Leistungsbeiwerte nahezu ohne Störungen gemessen werden.

Dieser automatisierte Trainingsprozess ist jedoch mit einigen Einschränkungen verbunden. Zum einen erhöht sich die Einschaltdauer des Beleuchtungssystems und somit der Energiebedarf. Zum anderen ist es durch das automatische Training nicht möglich, defekte Leuchtmittel zeitnah zu erkennen und diese an das Gebäudemanagement zu melden. Nicht zuletzt mag es für außenstehende Betrachter oder sich zufällig vor Ort befindliche Personen befremdlich anmuten, wenn sich reihum in allen Räumen automatisch die Beleuchtung an- und wieder abschaltet. Daher soll-



te auf die automatisierte Trainingsprozedur des Systems weitestgehend verzichtet werden.

#### 8.6.4 *Anwendung in Gebäuden ohne Gebäudesteuerbus*

Ist in einem Gebäude kein Bus-System zur Steuerung der Leuchtmittel vorhanden, so ist derzeit die Anwendung des LightMon-Systems nicht möglich. Zwar ist der Einsatz von Bus-Systemen zur Steuerung der Beleuchtung in Neubau-Projekten seit vielen Jahren gängige Praxis, dennoch existiert eine Vielzahl ältere Gebäude ohne Gebäudesteuerbussysteme. In diesem Fall ist entweder die Installation zusätzlicher Helligkeitssensoren oder das Einbinden von Smartphone-Sensorik zur Erkennung von Schaltereignissen der Beleuchtung erforderlich. Mittelfristig werden sich jedoch vernetzte Beleuchtungssysteme auch in Gebäuden ohne verdrahtete Bussysteme durchsetzen, denn seit einigen Jahren sind drahtlos steuerbare Leuchtmittel <sup>3</sup> kostengünstig verfügbar.

#### 8.6.5 *Erkennung von Defekten*

Weiterhin ist es mithilfe des LightMon-Systems möglich, Anomalien im Beleuchtungssystem zu erkennen. Diese Anomalien werden im Wesentlichen durch defekte Leuchtmittel ausgelöst und können durch Abgleichen des tatsächlichen Energiebedarfs mit dem geschätzten Energiebedarf ermittelt werden. Wird ein defektes Leuchtmittel erkannt, so kann das zuständige Gebäudemanagement über den genauen Installationsort und die Art des defekten Leuchtmittels informiert werden, sodass eine schnelle und effiziente Reaktion ermöglicht wird.

#### 8.6.6 *Verallgemeinerung der zugrunde liegenden Algorithmen*

Bisher wurden die Algorithmen auf denen das LightMon-System basiert, nur für die Ermittlung der zur Beleuchtung aufgewendeten elektrischen Arbeit verwendet. Neben Leuchtmitteln gibt es allerdings noch eine Vielzahl weiterer Verbraucher deren Leistungsaufnahme ermittelt werden muss. Daher stellt sich die Frage, mit welchen Methoden das LightMon-System auf weitere Klassen von Verbrauchern erweitert werden kann.

Möchte man das LightMon-System für eine Klasse von Elektrogeräten generalisieren, müssen zunächst die Charakteristiken der zu unterstützenden Geräteklassen erfasst werden. Konkret stellt sich die Frage, wie viele Zustände das Leistungssignal des Verbrauchs annehmen kann. Hat das zu modellierende Gerät nur Betriebszustände mit gleichbleibender Leistungsaufnahme, ist eine Bestimmung des Leistungsbeiwertes jedes Betriebszustandes sehr einfach. In diesem Fall müssen lediglich zusätzliche Datenquellen eingebunden werden, welche Gerätezustandsänderungen erkennen und an das System übergeben. Anschließend erfolgt, so wie bei Beleuchtungssystemen, eine Bestimmung der Leistungsbeiwerte. In Kapitel 5.2 Tabelle 5 werden

<sup>3</sup> Beispiele hierfür sind die Zigbee basierten Hue-Lampen von Philips(<http://www2.meethue.com/de-de/>) oder Lightify von Osram([http://led.osram.de/led\\_de/lightify/index.jsp](http://led.osram.de/led_de/lightify/index.jsp)).

Klassen von Verbrauchern aufgelistet, welche sich mit zwei Betriebszuständen hinreichend genau modellieren lassen.

Lässt sich ein zu überwachendes Gerät nicht hinreichend genau mit zwei Betriebszuständen abbilden, muss für das zu modellierende Gerät ein Zustandsautomat abgeleitet werden. Weiterhin ist eine Datenquelle notwendig über welche die Zustandswechsel erkannt und als Schaltereignis interpretiert werden können. Für diese Schaltereignisse wird das LightMon-System die Auswirkungen auf die Leistungsaufnahme der Umgebung berechnen. Diese Leistungsbeiwerte lassen sich dann an den Transitionen des Gerätezustandsautomaten annotieren. Wichtig ist hierbei jedoch zu beachten, dass auf diese Weise keine absoluten Leistungsbeiwerte einzelner Gerätezustände sondern nur die relativen Leistungsänderungen bekannt sind. Demzufolge benötigt man die historischen Zustandsübergänge des Gerätes, um die derzeitige Leistungsaufnahme als Absolutwert zu ermitteln.

Bedingt durch dieses Prinzip ergeben sich zwei Nachteile. Zum einen können Zustandsänderungen mit einer Leistungsänderung kleiner  $P_{\min}$  nicht erkannt werden. Diese Art der Änderungen treten dann auf, wenn sich die Leistungsaufnahme eines Gerätes kontinuierlich über einen gewissen Zeitraum hinweg ändert. Zum anderen müssen alle Zustandsänderungen des Gerätes bekannt sein, um den genauen Gerätezustand zu verfolgen. Gehen einzelne Zustandswechsel verloren, kann der Absolutwert der Leistungsaufnahme nicht mehr korrekt bestimmt werden. Daher ist es notwendig, das Abschaltereignis des Gerätes speziell zu behandeln und die historischen Zustandsänderungen zurückzusetzen, um den etwaigen vorherigen Verlust von Zustandsänderungen zu kompensieren.

## ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

---

### 9.1 ZUSAMMENFASSUNG DIESER ARBEIT

Ziel dieses Dissertationsprojekts ist es, mit möglichst wenigen Sensoren die Messung des Energiebedarfs auf Ebene von Einzelgeräten zu ermöglichen. Wie zunächst im Kapitel 2 hergeleitet, sind diese fein aufgelösten Energiedaten unerlässlich, um Bewohnern und Benutzern von Elektrogeräten durch die Bereitstellung detaillierten Feedbacks zu energieeffizientem Alltagshandeln zu bewegen.

Bisherige Ansätze mit ähnlicher Zielsetzung greifen entweder auf die aufwändige Installation von jeweils einem dedizierten Messknoten pro überwachtem Elektrogerät oder auf sogenannte nichtinvasive Verfahren zur Lastüberwachung zurück. Die zuletzt genannten Verfahren verwenden hierzu mathematisch-statistische Modelle zur Disaggregation des Lastgangs, gemessen mit zentralisierten, im Hauptverteiler installierten Strommessknoten. Daher sind diese Verfahren hinsichtlich der Art und Anzahl von möglichen überwachbaren Geräten begrenzt. Basierend auf diesen Limitierungen erfolgte in dieser Dissertationsschrift ein Fokus auf die feingranulare Energiebedarfsmessung in gewerblich genutzten Umgebungen, welche aufgrund ihrer Spezifika von bisherigen Ansätzen nicht oder nur unter extrem hohem Aufwand überwacht werden können. Anstatt jedes Gerät mit einem dedizierten Verbrauchszähler zu überwachen, wurde im Rahmen dieser Dissertation ein zweistufiger minimalinvasiver Prozess entwickelt.

In der ersten Stufe werden Gerätezustandsdaten sowohl über bereits existierende Sensoren als auch über einfach installierbare, zusätzliche Sensoren erhoben. Im zweiten Verarbeitungsschritt werden diese Gerätezustandsdaten dann mit dem zentralisiert erfassten Lastgang der Umgebung abgeglichen, um die Auswirkungen einzelner Zustandsänderungen auf die gesamte Leistungsaufnahme der Umgebung zu ermitteln. Daraus resultiert für jedes betrachtete Gerät jeweils ein automatisiert abgeleitetes individuelles Energiemodell. Der vorgestellte Ansatz vereinfacht die Datenerfassung erheblich und reduziert zusätzlich die Systemkomplexität im Vergleich zu bestehenden Verfahren. Damit wird eine feingranulare Erfassung von Energiedaten, wie im Feldtest gezeigt, erstmals im großen Maßstab mit geringen Ressourcenaufwänden und hoher Messgenauigkeit möglich. Zur Erhebung der Gerätezustandsdaten wurden im Rahmen dieser Arbeit drei Verfahren basierend auf akustischen Emissionen, elektromagnetischen Emissionen sowie bereits in Elektrogeräten mit Netzwerkschnittstelle verbauten Sensoren eingesetzt. Diese Verfahren können zur Datenerhebung durch die Installation einzelner Sensoren bzw. eines Gateways zur Datenerfassung kostengünstig und schnell in bestehende Umgebungen integriert werden. Zukünftig, mit dem Vorhandensein von immer mehr vernetzten Geräten, ist von einer verstärkten Integration von geräteinternen Sensoren auszugehen, was den Einsatz des Systems zur feingranularen Energiebedarfsmessung weiter vereinfacht.

Die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren wurden durch eine umfassende Feldstudie über einen mehrmonatigen Zeitraum in zwei gewerblich genutzten Umgebungen getestet. Hierbei war die Zielsetzung des Systems, den für die Beleuchtung aufgewendeten Energiebedarf zu ermitteln. Es konnte gezeigt werden, dass das System selbst für große Umgebungen mit Hunderten von Verbrauchern gut skaliert und im Feldeinsatz eine Genauigkeit von über 90% erreicht. Weiterhin wurden die im Rahmen der Feldstudie gesammelten Daten aufbereitet und als frei verfügbarer Datensatz zur Verfügung veröffentlicht. Somit wurde demonstriert, dass die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren einen wesentlichen Beitrag zur Überwachung und Analyse des Energiebedarfs gewerblich genutzter Immobilien liefert.

## 9.2 AUSBLICK

Die in dieser Dissertationsschrift dargelegten Verfahren bilden eine solide Grundlage für weiterführende Arbeiten. In diesem letzten Kapitel sollen weitere Entwicklungspfade kurz skizziert werden. Die hierbei dargelegten Chancen zur Weiterentwicklung lassen sich im Wesentlichen in wissenschaftlich-technische sowie in organisatorische Möglichkeiten ausdifferenzieren.

Zunächst sollen die wissenschaftlich-technischen Entwicklungsmöglichkeiten betrachtet werden. Hier bildet insbesondere die Weiterentwicklung der Sensorik zur Erfassung elektromagnetischer Emissionen vielversprechende Möglichkeiten. Forschungen zur Verkleinerung des Messaufbaus bzw. zur Verbesserung des analogen Empfängers würden einen großen Nutzen erbringen, sofern eine hinreichend kompakte Bauform erreicht werden kann. Insbesondere die mobile Aktivitäts- und Kontexterkenkung durch Smartphones würde von solcher Sensorik immens profitieren. Verfahren zur Aktivitätserkenkung hätten eine verlässliche Datenquelle für vielzählige, von bisherigen Sensoren nur schwer erkennbare Situationen und Aktivitäten. Jedoch ergeben sich für eine derartige Forschung wesentliche Herausforderungen bedingt durch die Erfassung extrem schwacher und verrauschter Signale. Eine weitere logische Fortführung dieser Arbeit besteht in der Personalisierung des gemessenen Energiebedarfs. Hierbei wird die erreichte Granularität der Energiemessung noch weiter verfeinert, indem der pro Elektrogerät gemessene Energiebedarf den Nutzern des erbrachten Dienstes zugeordnet wird. Hierdurch lassen sich personalisierte Empfehlungssystem realisieren, welche das präsentierte Feedback zielgerichtet darstellen können und so die Wirksamkeit des Feedbacks weiter erhöhen [70]. Die wesentlichen Herausforderungen einer solchen Arbeit liegen in der Mobilität der Akteure, falls eine gesamtheitliche Betrachtung vorgenommen werden soll, sowie im Aufteilen des Energiebedarfs gemäß des erbrachten Nutzens. Ein solches System muss beispielsweise in der Lage sein, eine nahtlose Überwachung des Energiebedarfs an unterschiedlichen Orten, wie beispielsweise dem Wohnort oder der Arbeitsstelle, zu gewährleisten. Hierzu können existierende Methoden zur Aktivitätserkenkung mit noch zu entwickelnden Verfahren zum geteilten Zugriff auf Sensordaten, d. h. auf virtuelle Sensornetze eingesetzt werden.

Auf organisatorischer Ebene ist als nächster Schritt eine Kommerzialisierung der entwickelten Verfahrensweise denkbar. Hierzu muss ein Produkt, bestehend aus Messknoten, geeigneten Softwarekomponenten mit Dienstleistungen, d. h. der Er-

stellung von Analysen und Berichten, verknüpft werden. Durch die Möglichkeiten, Energiesparpotentialen aufzudecken und zu realisieren, entsteht dem Kunden ein Mehrwert durch die Verringerung seiner Energiekosten. Ein weiterer Mehrwert ergibt sich durch die Möglichkeit zum automatisierten Aufdecken von fehlerhaften oder defekten Verbrauchern. So können sowohl die Reaktionszeit bei Schadenereignissen verringert als auch mögliche Folgeschäden vermieden werden.

Potentielle Kundengruppen mit hohen zu erwartenden Einsparpotentialen umfassen Ladenketten, Einkaufszentren, Franchise-Nehmer und Unternehmen mit großen Büroflächen. Die größten Chancen ergeben sich in Umgebungen mit vielen einheitlichen Geräten und hohen zu erwartenden Skaleneffekten durch Betrachtung vielzähliger Standorte. In einem späteren Schritt erscheint die Ausweitung auf Kunden aus dem industriellen Sektor vielversprechend. Einnahmen können einmalig durch den Verkauf von Hardwarekomponenten oder kontinuierlich durch die Erbringung von Beratungsleistungen erzielt werden. Allerdings ist mit dem Auftreten von Sättigungseffekten zu rechnen, nachdem alle wirtschaftlich sinnvoll realisierbaren Effizienzmaßnahmen identifiziert und umgesetzt wurden.



- [1] Wokje Abrahamse, Linda Steg, Charles Vlek und Talib Rothengatter. "The effect of tailored information, goal setting, and tailored feedback on household energy use, energy-related behaviors, and behavioral antecedents". In: *Journal of environmental psychology* 27.4 (2007), S. 265–276.
- [2] Alaa Alhamoud, Michael Kreger, Haitham Afifi, Christian Gottron, Daniel Burgstahler, Frank Englert, Doreen Bohnstedt und Ralf Steinmetz. "Empirical investigation of the effect of the door's state on received signal strength in indoor environments at 2.4 GHz". In: *39th Conference on Local Computer Networks Workshops (LCN Workshops), 2014 IEEE*. IEEE. 2014, S. 652–657.
- [3] Alaa Alhamoud, Felix Ruettiger, Andreas Reinhardt, Frank Englert, Daniel Burgstahler, Doreen Böhnstedt, Christian Gottron und Ralf Steinmetz. "An Intelligent System for Energy Saving in Smart Home". In: *The 39th IEEE Conference on Local Computer Networks*. 2014.
- [4] Alaa Alhamoud, Pei Xu, Frank Englert, Andreas Reinhardt, Philipp Scholl, Doreen Boehnstedt und Ralf Steinmetz. "Extracting Human Behavior Patterns from Appliance-level Power Consumption Data". In: *Wireless Sensor Networks*. Springer, 2015, S. 52–67.
- [5] Alaa Alhamoud, Pei Xu, Frank Englert, Philipp Scholl, The An Binh Nguyen, Doreen Bohnstedt und Ralf Steinmetz. "Evaluation of user feedback in smart home for situational context identification". In: *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops)*. IEEE. 2015, S. 20–25.
- [6] Hunt Allcott. "Social norms and energy conservation". In: *Journal of Public Economics* 95.9 (2011), S. 1082–1095.
- [7] Kyle Anderson, Adrian Ocneanu, Diego Benitez, Derrick Carlson, Anthony Rowe und Mario Berges. "BLUED: A fully labeled public dataset for event-based non-intrusive load monitoring research". In: *Proceedings of the 2nd KDD workshop on data mining applications in sustainability (SustKDD)*. 2012, S. 1–5.
- [8] Carrie Armel, Abhay Gupta, Gireesh Shrimali und Adrian Albert. "Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity". In: *Energy Policy* 52 (2013), S. 213–234.
- [9] Sara Backlund, Magnus Gyllenswärd, Anton Gustafsson, Sara Ilstedt Hjelm, Ramia Mazé und Johan Redström. "Static! The aesthetics of energy in everyday things". In: *Proceedings of Design Research Society Wonderground International Conference 2006*. 2007.
- [10] Michael Baranski. *Energie-Monitoring im privaten Haushalt*. Cuvillier Verlag, 2006.

- [11] Sean Barker, Aditya Mishra, David Irwin, Emmanuel Cecchet, Prashant Shenoy und Jeannie Albrecht. "Smart\*: An open data set and tools for enabling research in sustainable homes". In: *SustKDD, August* 111 (2012), S. 112.
- [12] Nipun Batra, Rishi Baijal, Amarjeet Singh und Kamin Whitehouse. "How good is good enough? Re-evaluating the bar for energy disaggregation". In: *arXiv preprint arXiv:1510.08713* (2015).
- [13] Nipun Batra, Manoj Gulati, Amarjeet Singh und Mani B Srivastava. "It's Different: Insights into home energy consumption in India". In: *Proceedings of the 5th ACM Workshop on Embedded Systems For Energy-Efficient Buildings*. ACM. 2013, S. 1–8.
- [14] Nipun Batra, Jack Kelly, Oliver Parson, Haimonti Dutta, William Knottenbelt, Alex Rogers, Amarjeet Singh und Mani Srivastava. "NILMTK: an open source toolkit for non-intrusive load monitoring". In: *Proceedings of the 5th international conference on Future energy systems*. ACM. 2014, S. 265–276.
- [15] Christian Beckel. "Scalable and Personalized Energy Efficiency Services with Smart Meter Data". Diss. Dissertation, ETH-Zürich, 2015, No. 23058, 2015.
- [16] Christian Beckel, Wilhelm Kleiminger, Romano Cicchetti, Thorsten Staake und Silvia Santini. "The ECO data set and the performance of non-intrusive load monitoring algorithms". In: *Proceedings of the 1st ACM Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Buildings*. ACM. 2014, S. 80–89.
- [17] Christian Beckel, Wilhelm Kleiminger, Thorsten Staake und Silvia Santini. "Improving device-level electricity consumption breakdowns in private households using on/off events". In: *ACM SIGBED Review - Special Issue on the 3rd International Workshop on Networks of Cooperating Objects (CONET 2012)* 9.3 (2012), S. 32–38.
- [18] Christian Beckel, Leyna Sadamori und Silvia Santini. "Automatic socio-economic classification of households using electricity consumption data". In: *Proceedings of the fourth international conference on Future energy systems*. ACM. 2013, S. 75–86.
- [19] Mario Berges, Ethan Goldman, H Scott Matthews und Lucio Soibelman. "Learning systems for electric consumption of buildings". In: *ASCI international workshop on computing in civil engineering*. Bd. 38. 2009.
- [20] Gwendolyn Brandon und Alan Lewis. "Reducing household energy consumption: a qualitative and quantitative field study". In: *Journal of Environmental Psychology* 19.1 (1999), S. 75–85.
- [21] Robert S Brewer, George E Lee, Yongwen Xu, Caterina Desiato, Michelle Katchuck und Philip M Johnson. "Lights off. game on. the kukui cup: A dorm energy competition". In: *Proceedings of the CHI 2011 Workshop Gamification: Using Game Design Elements in Non-Game Contexts*. 2011.
- [22] Erik Buchmann. "Wie kann man Privatheit messen?" In: *Datenschutz und Datensicherheit-DuD* 39.8 (2015), S. 510–514.



- [23] Erik Buchmann, Klemens Böhm, Thorben Burghardt und Stephan Kessler. "Re-identification of smart meter data". In: *Personal and ubiquitous computing* 17.4 (2013), S. 653–662.
- [24] Daniel Burgstahler, Nils Richerzhagen, Frank Englert, Ronny Hans und Ralf Steinmetz. "Switching Push and Pull: An Energy Efficient Notification Approach". In: *2014 IEEE International Conference on Mobile Services (MS)*. IEEE. 2014, S. 68–75.
- [25] Bradford Campbell und Prabal Dutta. "An energy-harvesting sensor architecture and toolkit for building monitoring and event detection". In: *Proceedings of the 1st ACM Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Buildings*. ACM. 2014, S. 100–109.
- [26] Antonio Canclini, Fabio Antonacci, Augusto Sarti und Stefano Tubaro. "Acoustic source localization with distributed asynchronous microphone networks". In: *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing* 21.2 (2013), S. 439–443.
- [27] Marshini Chetty, David Tran und Rebecca E Grinter. "Getting to green: understanding resource consumption in the home". In: *Proceedings of the 10th international conference on Ubiquitous computing*. ACM. 2008, S. 242–251.
- [28] Meghan Clark, Bradford Campbell und Prabal Dutta. "Deltaflow: submetering by synthesizing uncalibrated pulse sensor streams". In: *Proceedings of the 5th international conference on Future energy systems*. ACM. 2014, S. 301–311.
- [29] Israel Cohen. "Noise Spectrum Estimation in Adverse Environments: Improved Minima Controlled Recursive Averaging". In: *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing* (2003).
- [30] Gabe Cohn, Daniel Morris, Shwetak Patel und Desney Tan. "Humantenna: using the body as an antenna for real-time whole-body interaction". In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM. 2012, S. 1901–1910.
- [31] Martin Cooke, Phil Green, Ljubomir Josifovski und Ascension Vizinho. "Robust Automatic Speech Recognition with Missing and Unreliable Acoustic Data". In: *Speech Communication* (2001).
- [32] Sarah Darby u. a. "The effectiveness of feedback on energy consumption". In: *A Review for DEFRA of the Literature on Metering, Billing and direct Displays* 486 (2006), S. 2006.
- [33] Vanessa De Luca und Roberta Castri. "The social power game: A smart application for sharing energy-saving behaviours in the city". In: *FSEA 2014* 27 (2014).
- [34] Samuel DeBruin, Branden Ghena, Ye-Sheng Kuo und Prabal Dutta. "Powerblade: A low-profile, true-power, plug-through energy meter". In: *Proceedings of the 13th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. ACM. 2015, S. 17–29.

- [35] Pan Deng und Liuqing Yang. "A secure and privacy-preserving communication scheme for advanced metering infrastructure". In: *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), 2012 IEEE PES*. IEEE. 2012, S. 1–5.
- [36] Sebastian Deterding, Dan Dixon, Rilla Khaled und Lennart Nacke. "From game design elements to gamefulness: defining gamification". In: *Proceedings of the 15th international academic MindTrek conference: Envisioning future media environments*. ACM. 2011, S. 9–15.
- [37] Irina Diaconita, Andreas Reinhardt, Delphine Christin und Christoph Rensing. "Bleep bleep!: determining smartphone locations by opportunistically recording notification sounds". In: *Proceedings of the 11th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services*. ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics und Telecommunications Engineering). 2014, S. 110–119.
- [38] Irina Diaconita, Andreas Reinhardt, Frank Englert, Delphine Christin und Ralf Steinmetz. "Do you hear what i hear? using acoustic probing to detect smartphone locations". In: *International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops), 2014 IEEE*. IEEE. 2014, S. 1–9.
- [39] Wolfgang Effelsberg, Ralf Steinmetz und Thorsten Strufe. *Benchmarking Peer-to-Peer Systems*. Springer, 2013.
- [40] Costas Efthymiou und Georgios Kalogridis. "Smart grid privacy via anonymization of smart metering data". In: *First IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*. IEEE. 2010, S. 238–243.
- [41] Dominik Egarter, Venkata Pathuri Bhuvana und Wilfried Elmenreich. "PAL-Di: Online load disaggregation via particle filtering". In: *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on* 64.2 (2015), S. 467–477.
- [42] Karen Ehrhardt-Martinez, Kat A Donnelly, Skip Laitner u. a. "Advanced metering initiatives and residential feedback programs: a meta-review for household electricity-saving opportunities". In: *American Council for an Energy-Efficient Economy*. 2010.
- [43] Gunther Eibl und Dominik Engel. "Influence of data granularity on smart meter privacy". In: *IEEE Transactions on Smart Grid* 6.2 (2015), S. 930–939.
- [44] Wilfried Elmenreich und Dominik Egarter. "Design guidelines for smart appliances". In: *Intelligent Solutions in Embedded Systems (WISES), 2012 Proceedings of the Tenth Workshop on*. IEEE. 2012, S. 76–82.
- [45] Frank Englert. "Participatory Sensing Based Optimization of Environmental Parameters Using the Example of Energy Saving in Residential Environments". In: *International Conference on Pervasive Computing and Communications, 2014 IEEE*. Budapest, Hungary, 2014.
- [46] Frank Englert, Irina Diaconita, Andreas Reinhardt, Alaa Alhamoud, Richard Meister, Lucas Backert und Ralf Steinmetz. "Reduce the Number of Sensors - Sensing Acoustic Emissions to Estimate Appliance Energy Usage". In: *Proceedings of the 5th ACM Workshop on Embedded Systems For Energy-Efficient Buildings - BuildSys'13*. New York, New York, USA, 2013.

- [47] Frank Englert, Ahmad El'Hindi, Daniel Burgstahler, Alaa Alhamoud und Ralf Steinmetz. "Reducing the electricity consumption of large outdoor LED advertising screens". In: *Proceedings of the 5th international conference on Future energy systems*. ACM. 2014, S. 209–210.
- [48] Frank Englert, Patrick Lieser, Alaa Alhamoud, Doreen Boehnstedt und Ralf Steinmetz. "Electricity-Metering in a Connected World: Virtual Sensors for Estimating the Electricity Consumption of IoT Appliances." In: *3rd International Conference on Future Internet of Things and Cloud*. 2015.
- [49] Frank Englert, Patrick Lieser, Marius Rettberg-Päpflow, Alaa Alhamoud, Doreen Böhnstedt und Ralf Steinmetz. "LightMon: Apportioning the Effect of Light Switching Events on the Electricity Consumption of Buildings". In: *Proceedings of the 2016 International Conference on Embedded Wireless Systems and Networks*. ACM. 2016, S. 77–88.
- [50] Frank Englert, Marius Rettberg-Paplow, Sebastian Kossler, Alaa Alhamoud, The An Binh Nguyen, Doreen Bohnstedt und Ralf Steinmetz. "Enhancing user privacy by data driven selection mechanisms for finding transmission-relevant data samples in energy recommender systems". In: *International Conference and Workshops on Networked Systems (NetSys)*, 2015. IEEE. 2015, S. 1–6.
- [51] Frank Englert, Till Schmitt, Sebastian Kößler, Andreas Reinhardt und Ralf Steinmetz. "How to Auto-Configure your Smart home? High-Resolution Power Measurements to the Rescue". In: *Proceedings of The fourth International Conference on Future Energy Systems (ACM e-Energy)*. May. 2013, S. 215–224.
- [52] Paul Fearnhead. "Exact Bayesian curve fitting and signal segmentation". In: *IEEE Transactions on Signal Processing* (2005).
- [53] Soren Finster und Ingmar Baumgart. "Privacy-aware smart metering: A survey". In: *Communications Surveys & Tutorials*, IEEE 16.3 (2014), S. 1732–1745.
- [54] Corinna Fischer. "Feedback on household electricity consumption: a tool for saving energy?" In: *Energy efficiency* 1.1 (2008), S. 79–104.
- [55] James Fogarty, Carolyn Au und Scott E Hudson. "Sensing from the basement: a feasibility study of unobtrusive and low-cost home activity recognition". In: *Proceedings of the 19th annual ACM symposium on User interface software and technology*. ACM. 2006, S. 91–100.
- [56] Jon Froehlich. "Promoting energy efficient behaviors in the home through feedback: The role of human-computer interaction". In: *HCIC Winter Workshop*. Bd. 9. 2009, S. 1–11.
- [57] Jon Froehlich, Kate Everitt, James Fogarty, Shwetak Patel und James Landay. "Sensing opportunities for personalized feedback technology to reduce consumption". In: *Proc. CHI Workshop on Defining the Role of HCI in the Challenge of Sustainability*. 2009.
- [58] Jon Froehlich, Eric Larson, Sidhant Gupta, Gabe Cohn, Matthew S Reynolds und Shwetak N Patel. "Disaggregated end-use energy sensing for the smart grid". In: *IEEE Pervasive Computing* 1 (2010), S. 28–39.

- [59] Jon Froehlich, Leah Findlater, Marilyn Ostergren, Solai Ramanathan, Josh Peterson, Inness Wragg, Eric Larson, Fabia Fu, Mazhengmin Bai, Shwetak Patel u.a. "The design and evaluation of prototype eco-feedback displays for fixture-level water usage data". In: *Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems*. ACM. 2012, S. 2367–2376.
- [60] Zoubin Ghahramani und Michael I Jordan. "Factorial hidden Markov models". In: *Machine learning* 29.2-3 (1997), S. 245–273.
- [61] Benjamin Gnauk, Lars Dannecker und Martin Hahmann. "Leveraging gamification in demand dispatch systems". In: *Proceedings of the 2012 Joint EDBT/ICDT Workshops*. ACM. 2012, S. 103–110.
- [62] Tobias Grosse-Puppendahl, Sebastian Herber, Raphael Wimmer, Frank Englert, Sebastian Beck, Julian von Wilmsdorff, Reiner Wichert und Arjan Kuijper. "Capacitive near-field communication for ubiquitous interaction and perception". In: *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*. ACM. 2014, S. 231–242.
- [63] Håkan Gulliksson. *Pervasive design*. 2015.
- [64] Sidhant Gupta, Matthew S Reynolds und Shwetak N Patel. "ElectriSense: single-point sensing using EMI for electrical event detection and classification in the home". In: *Proceedings of the 12th ACM international conference on Ubiquitous computing*. ACM. 2010, S. 139–148.
- [65] Anton Gustafsson und Magnus Gyllenswärd. "The power-aware cord: energy awareness through ambient information display". In: *CHI'05 extended abstracts on Human factors in computing systems*. ACM. 2005, S. 1423–1426.
- [66] George Hart. "Nonintrusive appliance load monitoring". In: *Proceedings of the IEEE* 80.12 (1992), S. 1870–1891.
- [67] Trevor Hastie, Robert Tibshirani und Jerome Friedman. *The Elements of Statistical Learning*. Springer Series in Statistics. New York, NY, USA: Springer New York Inc., 2001.
- [68] Simon Hay. "A model personal energy meter". Diss. University of Cambridge, 2011.
- [69] Simon Hay und Andrew Rice. "The case for apportionment". In: *Proceedings of the First ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Buildings*. ACM. 2009, S. 13–18.
- [70] Simon Hay, Andrew Rice und Andy Hopper. "A global personal energy meter". In: *Adjunct Proceedings of the 7th International Conference on Pervasive Computing*. Bd. 135. 2009, S. 1–8.
- [71] Xiaofan Jiang, Stephen Dawson-Haggerty, Prabal Dutta und David Culler. "Design and implementation of a high-fidelity ac metering network". In: *Information Processing in Sensor Networks, 2009. IPSN 2009. International Conference on*. IEEE. 2009, S. 253–264.

- [72] Xiaofan Jiang, Minh Van Ly, Jay Taneja, Prabal Dutta und David Culler. "Experiences with a high-fidelity wireless building energy auditing network". In: *Proceedings of the 7th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. ACM. 2009, S. 113–126.
- [73] Philip M Johnson, Yongwen Xu, Robert S Brewer, Carleton A Moore, George E Lee und Andrea Connell. "Makahiki+ WattDepot: An open source software stack for next generation energy research and education". In: *International Conference on Information and Communication Technologies* (2013), S. 65.
- [74] Georgios Kalogridis, Costas Efthymiou, Stojan Z Denic, Tim A Lewis und Rafael Cepeda. "Privacy for smart meters: Towards undetectable appliance load signatures". In: *First IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*. IEEE. 2010, S. 232–237.
- [75] Jack Kelly und William Knottenbelt. "Disaggregating multi-state appliances from smart meter data". In: *ACM SIGMETRICS*. 2012.
- [76] Jack Kelly und William Knottenbelt. "The UK-DALE dataset, domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes". In: *Scientific data 2* (2015).
- [77] Hyungsul Kim, Manish Marwah, Martin F Arlitt, Geoff Lyon und Jiawei Han. "Unsupervised Disaggregation of Low Frequency Power Measurements." In: *11th SIAM International Conference on Data Mining (SDM 2011)*. Bd. 11. SIAM. 2011, S. 747–758.
- [78] Younghun Kim, Zainul M Charbiwala, Akhilesh Singhania, Thomas Schmid und Mani B Srivastava. "Spotlight: Personal natural resource consumption profiler". In: *Proceedings of the 5th Workshop on Hot Topics in Embedded Networked Sensors*. 2008.
- [79] Younghun Kim, Thomas Schmid, Zainul M Charbiwala und Mani B Srivastava. "ViridiScope: design and implementation of a fine grained power monitoring system for homes". In: *Proceedings of the 11th international conference on Ubiquitous computing*. ACM. 2009, S. 245–254.
- [80] Younghun Kim, Thomas Schmid, Mani B Srivastava und Yan Wang. "Challenges in resource monitoring for residential spaces". In: *Proceedings of the First ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Buildings*. ACM. 2009, S. 1–6.
- [81] Wilhelm Kleiminger, Christian Beckel, Thorsten Staake und Silvia Santini. "Occupancy detection from electricity consumption data". In: *Proceedings of the 5th ACM Workshop on Embedded Systems For Energy-Efficient Buildings*. ACM. 2013, S. 1–8.
- [82] J Zico Kolter und Tommi Jaakkola. "Approximate inference in additive factorial hmms with application to energy disaggregation". In: *International conference on artificial intelligence and statistics*. 2012, S. 1472–1482.
- [83] J Zico Kolter und Matthew J Johnson. "REDD: A public data set for energy disaggregation research". In: *Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SIGKDD)*. Bd. 25. Citeseer. 2011, S. 59–62.

- [84] Stacey Kuznetsov und Eric Paulos. "UpStream: motivating water conservation with low-cost water flow sensing and persuasive displays". In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM. 2010, S. 1851–1860.
- [85] HY Lam, GSK Fung und WK Lee. "A Novel method to construct taxonomy electrical appliances based on load signatures". In: *Consumer Electronics, IEEE Transactions on* 53.2 (2007), S. 653–660.
- [86] Reinhard Langer. "Emissionseigenschaften von Elektroden und deren Auswirkung im Betrieb einer Quecksilber-Edelgas- Niederdruckentladungslampe". Diss. Universität Augsburg, Institut für Physik, 2013.
- [87] Gierad Laput, Chouchang Yang, Robert Xiao, Alanson Sample und Chris Harrison. "EM-Sense: Touch Recognition of Uninstrumented, Electrical and Electromechanical Objects". In: *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software & Technology*. ACM. 2015, S. 157–166.
- [88] George E Lee, Yongwen Xu, Robert S Brewer und Philip M Johnson. "Makahiki: An open source game engine for energy education and conservation". In: *Department of Information and Computer Sciences, University of Hawaii, Honolulu, Hawaii* 96822 (2012), S. 11–07.
- [89] Patrick Lieser, Frank Englert, Alaa Alhamoud, Daniel Burgstahler und Doreen Boehnstedt. "Towards Virtual Sensors for Estimating the Electricity Consumption of Networked Appliances." In: *Proceedings of the 2015 ACM Sixth International Conference on Future Energy Systems*. ACM. 2015, S. 205–206.
- [90] Joshua Lifton, Mark Feldmeier, Yasuhiro Ono, Cameron Lewis und Joseph A Paradiso. "A platform for ubiquitous sensor deployment in occupational and domestic environments". In: *Information Processing in Sensor Networks, 2007. IPSN 2007. 6th International Symposium on*. IEEE. 2007, S. 119–127.
- [91] Hong Lu, A. J. Bernheim Brush, Bodhi Priyantha, Amy K. Karlson und Jie Liu. "SpeakerSense: Energy Efficient Unobtrusive Speaker Identification on Mobile Phones". In: *Pervasive Computing*. 2011.
- [92] Antonio Reyes Lua, Venkatesha Prasad, Jan Jaap Treurniet, Chayan Sarkary, R Venkatesha Prasady, Willem de Boer, A Loukas, A Simonetto, G Leus, Kishor Chandra u. a. "LocED: Location-aware energy Disaggregation Framework". In: *2nd ACM International Conference on Embedded Systems For Energy-Efficient Built Environments (BuildSys 2015)*. Bd. 13. ACM. 2015, S. 2620–2633.
- [93] Stephen Makonin, Fred Popowich, Lyn Bartram, Brijesh Gill und Ivan V Bajic. "AMPds: A public dataset for load disaggregation and eco-feedback research". In: *Electrical Power & Energy Conference (EPEC)*. IEEE. 2013, S. 1–6.
- [94] Friedemann Mattern, Thorsten Staake und Markus Weiss. "ICT for green: how computers can help us to conserve energy". In: *Proceedings of the 1st international conference on energy-efficient computing and networking*. ACM. 2010, S. 1–10.
- [95] Ellen Matthias. "Wie können PsychologInnen ihr Wissen besser an die PraktikerIn bringen? Vorschlag eines neuen, integrativen Einfluss-Schemas umweltgerechten Alltagshandelns". In: *Umweltpsychologie* 9 (2005).

- [96] Cindy Mayas, Stephan Hörold, Anselmo Stelzer, Frank Englert und Heidi Krömker. "Evaluation of Dispatcher Requirements on Automated Customer Feedback in Public Transport". In: *Human-Computer Interaction-INTERACT 2015*. Springer, 2015, S. 537–541.
- [97] Patrick McDaniel und Stephen McLaughlin. "Security and privacy challenges in the smart grid". In: *IEEE Security & Privacy* 3 (2009), S. 75–77.
- [98] Andrea H McMakin, Elizabeth L Malone und Regina E Lundgren. "Motivating residents to conserve energy without financial incentives". In: *Environment and Behavior* 34.6 (2002), S. 848–863.
- [99] Annamaria Mesaros, Toni Heittola, Antti Eronen und Tuomas Virtanen. "Acoustic Event Detection in Real Life Recordings". In: *18th European Signal Processing Conference*. 2010.
- [100] Harvey B Mitchell. *Multi-sensor data fusion: an introduction*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [101] Andrés Molina-Markham, Prashant Shenoy, Kevin Fu, Emmanuel Cecchet und David Irwin. "Private memoirs of a smart meter". In: *Proceedings of the 2nd ACM workshop on embedded sensing systems for energy-efficiency in building*. ACM. 2010, S. 61–66.
- [102] Andrea Monacchi, Dominik Egarter, Wilfried Elmenreich, Salvatore D'Alessandro und Andrea M Tonello. "GREEND: An energy consumption dataset of households in Italy and Austria". In: *International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*. IEEE. 2014, S. 511–516.
- [103] Andrea Monacchi, Fabio Versolatto, Manuel Herold, Dominik Egarter, Andrea M Tonello und Wilfried Elmenreich. "An Open Solution to Provide Personalized Feedback for Building Energy Management". In: *arXiv preprint arXiv:1505.01311* (2015).
- [104] Tuan Anh Nguyen und Marco Aiello. "Energy intelligent buildings based on user activity: A survey". In: *Energy and buildings* 56 (2013), S. 244–257.
- [105] Shahriar Nirjon, Robert F. Dickerson, Philip Asare, Qiang Li, Dezhi Hong, John A. Stankovic, Pan Hu, Guobin Shen und Xiaofan Jiang. "Auditeur: A Mobile-Cloud Service Platform for Acoustic Event Detection on Smartphones". In: *Proceedings of the 12th International Conference on Information Processing in Sensor Networks*. 2013.
- [106] Oliver Parson, Siddhartha Ghosh, Mark Weal und Alex Rogers. "An unsupervised training method for non-intrusive appliance load monitoring". In: *Artificial Intelligence* 217 (2014), S. 1–19.
- [107] Shwetak N Patel, Thomas Robertson, Julie A Kientz, Matthew S Reynolds und Gregory D Abowd. "At the flick of a switch: Detecting and classifying unique electrical events on the residential power line". In: *Lecture Notes in Computer Science* 4717 (2007), S. 271–288.
- [108] Shwetak N Patel, Khai N Truong und Gregory D Abowd. "Powerline positioning: A practical sub-room-level indoor location system for domestic use". In: *UbiComp 2006: Ubiquitous Computing*. Springer, 2006, S. 441–458.

- [109] Nilavra Pathak, Nirmalya Roy und Animikh Biswas. "Iterative signal separation assisted energy disaggregation". In: *Sixth International Green Computing Conference and Sustainable Computing Conference (IGSC)*. IEEE. 2015, S. 1–8.
- [110] Nilavra Pathak, Abdullah Al Hafiz Khan, Nirmalya Roy u. a. "Acoustic based appliance state identifications for fine-grained energy analytics". In: *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*. IEEE. 2015, S. 63–70.
- [111] Reinaldo Perez. *Handbook of electromagnetic compatibility*. Academic Press, 2013.
- [112] John E Petersen, Vladislav Shunturov, Kathryn Janda, Gavin Platt und Kate Weinberger. "Dormitory residents reduce electricity consumption when exposed to real-time visual feedback and incentives". In: *International Journal of Sustainability in Higher Education* 8.1 (2007), S. 16–33.
- [113] Dennis E Phillips, Rui Tan, Mohammad-Mahdi Moazzami, Guoliang Xing, Jinzhu Chen und David KY Yau. "Supero: A sensor system for unsupervised residential power usage monitoring". In: *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*. IEEE. 2013, S. 66–75.
- [114] James Pierce, William Odom und Eli Blevins. "Energy aware dwelling: a critical survey of interaction design for eco-visualizations". In: *Proceedings of the 20th Australasian Conference on Computer-Human Interaction: Designing for Habitus and Habitat*. ACM. 2008, S. 1–8.
- [115] James Pierce, Diane J Schiano und Eric Paulos. "Home, habits, and energy: examining domestic interactions and energy consumption". In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM. 2010, S. 1985–1994.
- [116] Qifan Pu, Sidhant Gupta, Shyamnath Gollakota und Shwetak Patel. "Gesture Recognition Using Wireless Signals". In: *GetMobile: Mobile Computing and Communications* 18.4 (2015), S. 15–18.
- [117] Byron Reeves, James J Cummings, James K Scarborough, June Flora und Dante Anderson. "Leveraging the engagement of games to change energy behavior". In: *International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS)*. IEEE. 2012, S. 354–358.
- [118] Byron Reeves und J Leighton Read. *Total engagement: How games and virtual worlds are changing the way people work and businesses compete*. Harvard Business Press, 2013.
- [119] Andreas Reinhardt. "Designing Sensor Networks for Smart Spaces – Unified Interfacing and Energy-Efficient Communication between Wireless Sensor and Actuator Nodes." Diss. Technische Universität Darmstadt, 2011.
- [120] Andreas Reinhardt, Paul Baumann, Daniel Burgstahler, Matthias Hollick, Hristo Chonov, Marc Werner und Ralf Steinmetz. "On the Accuracy of Appliance Identification Based on Distributed Load Metering Data". In: *Proceedings of the 2nd IFIP Conference on Sustainable Internet and ICT for Sustainability (SustainIT)*. 2012.



- [121] Andreas Reinhardt, Dominic Burkhardt, Manzil Zaheer und Ralf Steinmetz. "Electric appliance classification based on distributed high resolution current sensing". In: *IEEE 37th Conference on Local Computer Networks Workshops (LCN Workshops)*. IEEE. 2012, S. 999–1005.
- [122] Andreas Reinhardt, Dominik Egarter, Georgios Konstantinou und Delphine Christin. "Worried About Privacy? Let Your PV Converter Cover Your Electricity Consumption Fingerprints". In: (2015), S. 25–30.
- [123] Andreas Reinhardt, Frank Englert und Delphine Christin. "Enhancing user privacy by preprocessing distributed smart meter data". In: *Sustainable Internet and ICT for Sustainability (SustainIT)*. IEEE. 2013, S. 1–7.
- [124] Andreas Reinhardt, Frank Englert und Delphine Christin. "Averting the privacy risks of smart metering by local data preprocessing". In: *Pervasive and Mobile Computing* 16 (2015), S. 171–183.
- [125] B. Roisin, M. Bodart, A. Deneyer und P. D’Herdt. "Lighting energy savings in offices using different control systems and their real consumption". In: *Energy and Buildings* 40 (2008). ISSN: 03787788. DOI: 10.1016/j.enbuild.2007.04.006. URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S037877880700134X>.
- [126] Mirco Rossi, Sebastian Feese, Oliver Amft, Nils Braune, Sandro Martis und Gerhardt Troster. "AmbientSense: A Real-Time Ambient Sound Recognition System for Smartphones". In: *International Conference on Pervasive Computing and Communications*. 2013.
- [127] Anthony Rowe, Mario Berges und Raj Rajkumar. "Contactless sensing of appliance state transitions through variations in electromagnetic fields". In: *Proceedings of the 2nd ACM workshop on embedded sensing systems for energy-efficiency in building*. ACM. 2010, S. 19–24.
- [128] Nirmalya Roy, Nilavra Pathak und Archan Misra. "Fine-grained appliance usage and energy monitoring through mobile and power-line sensing". In: *Pervasive and Mobile Computing* (2016).
- [129] Tobias Rueckelt, Daniel Burgstahler, Frank Englert, Christian Gottron, Sebastian Zoller und Ralf Steinmetz. "A concept for vehicle internet connectivity for non-safety applications". In: *39th Conference on Local Computer Networks Workshops (LCN Workshops), 2014 IEEE*. IEEE. 2014, S. 718–721.
- [130] Manaswi Saha, Shailja Thakur, Amarjeet Singh und Yuvraj Agarwal. "Energy-Lens: combining smartphones with electricity meter for accurate activity detection and user annotation". In: *Proceedings of the 5th international conference on Future energy systems*. ACM. 2014, S. 289–300.
- [131] Lalitha Sankar, S Raj Rajagopalan, Soheil Mohajer und H Vincent Poor. "Smart meter privacy: A theoretical framework". In: *IEEE transactions on Smart Grid* 4.2 (2013), S. 837–846.
- [132] Thomas Schmid, David Culler und Prabal Dutta. "Meter any wire, anywhere by virtualizing the voltage channel". In: *Proceedings of the 2nd ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Building*. ACM. 2010, S. 25–30.

- [133] Johannes Schmitt. "Anpassungsfähige Kontextbestimmung zur Unterstützung von Kommunikationsdiensten." Diss. Technische Universität Darmstadt, 2011.
- [134] Jonathan Simon, Marco Jahn und Amro Al-Akkad. "Saving energy at work: the design of a pervasive game for office spaces". In: *Proceedings of the 11th International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia*. ACM. 2012, S. 9.
- [135] Nicole D Sintov, Michael D Orosz und P Wesley Schultz. "Personalized Energy Reduction Cyber-physical System (PERCS): A Gamified End-User Platform for Energy Efficiency and Demand Response". In: *Distributed, Ambient, and Pervasive Interactions*. Springer, 2015, S. 602–613.
- [136] Anna Spagnolli, Nicola Corradi, Luciano Gamberini, Eve Hoggan, Giulio Jacucci, Cecilia Katzeff, Looe Broms und Li Jönsson. "Eco-feedback on the go: Motivating energy awareness". In: *Computer* 44.5 (2011), S. 38–45.
- [137] Shravan Srinivasan, Arunchandar Vasan, Venkatesh Sarangan und Anand Sivasubramaniam. "Bugs in the Freezer: Detecting Faults in Supermarket Refrigeration Systems Using Energy Signals". In: *Proceedings of the 2015 ACM Sixth International Conference on Future Energy Systems*. ACM. 2015, S. 101–110.
- [138] Henk Staats, Paul Harland und Henk AM Wilke. "Effecting durable change a team approach to improve environmental behavior in the household". In: *Environment and Behavior* 36.3 (2004), S. 341–367.
- [139] Ralf Steinmetz und Klara Nahrstedt. *Multimedia Fundamentals, Volume 1: Media Coding and Content Processing*. Pearson Education, 2002.
- [140] Anselmo Stelzer und Frank Englert. "Information Exchange for Connection Dispatching". In: *21st International Symposium EURO-Zel*. 2013, S. 1–9.
- [141] Anselmo Stelzer, Frank Englert, Stephan Hörold und Cindy Mayas. "Using customer feedback in public transportation systems". In: *International Conference on Advanced Logistics and Transport (ICALT)*, 2014. IEEE. 2014, S. 29–34.
- [142] Anselmo Stelzer, Frank Englert, Stephan Hörold und Cindy Mayas. "Improving service quality in public transportation systems using automated customer feedback". In: *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* (2015).
- [143] Johannes A Stork, Luciano Spinello, Jens Silva und Kai O Arras. "Audio-based human activity recognition using non-markovian ensemble voting". In: *RO-MAN, 2012 IEEE*. IEEE. 2012, S. 509–514.
- [144] Yolande AA Strengers. "Designing eco-feedback systems for everyday life". In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM. 2011, S. 2135–2144.
- [145] Oguz Tan, Deniz Gunduz und H Vincent Poor. "Increasing smart meter privacy through energy harvesting and storage devices". In: *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* 31.7 (2013), S. 1331–1341.
- [146] Shailja Thakur, Manaswi Saha, Amarjeet Singh und Yuvraj Agarwal. "Watts-hare: Detailed energy apportionment in shared living spaces within commercial buildings". In: *Proceedings of the 1st ACM Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Buildings*. ACM. 2014, S. 30–39.

- [147] Tim Van Kasteren, Athanasios Noulas, Gwenn Englebienne und Ben Kröse. "Accurate activity recognition in a home setting". In: *Proceedings of the 10th international conference on Ubiquitous computing*. ACM. 2008, S. 1–9.
- [148] David Varodayan und Ashish Khisti. "Smart meter privacy using a rechargeable battery: Minimizing the rate of information leakage". In: *2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. IEEE. 2011, S. 1932–1935.
- [149] Ekhiotz Jon Vergara, Simin Nadjm-Tehrani und Mikael Asplund. "Sharing the Cost of Lunch: Energy Apportionment Policies". In: *Proceedings of the 11th ACM Symposium on QoS and Security for Wireless and Mobile Networks*. ACM. 2015, S. 91–97.
- [150] Neal Wade, Phil Taylor, P. Lang und P. Jones. "Evaluating the benefits of an electrical energy storage system in a future smart grid". In: *Energy policy* 38.11 (2010), S. 7180–7188.
- [151] Klaus Wehrle und Ralf Steinmetz. *Peer-to-Peer systems and applications*. Springer, 2008.
- [152] Markus Weiss, Adrian Helfenstein, Friedemann Mattern und Thorsten Staake. "Leveraging smart meter data to recognize home appliances". In: *Pervasive Computing and Communications (PerCom), 2012 IEEE International Conference on*. IEEE. 2012, S. 190–197.
- [153] Markus Weiss, Claire-Michelle Look, Thorsten Staake, Friedemann Mattern und Elgar Fleisch. "Evaluating mobile phones as energy consumption feedback devices". In: *Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking, and Services*. Springer, 2010, S. 63–77.
- [154] Michael Zeifman. "Disaggregation of home energy display data using probabilistic approach". In: *IEEE Transactions on Consumer Electronics* 58.1 (2012), S. 23–31.
- [155] Michael Zeifman, Craig Akers und Kurt Roth. "Nonintrusive Appliance Load Monitoring (NIALM) for Energy Control in Residential Buildings: Review and Outlook". In: *IEEE transactions on Consumer Electronics*. Citeseer. 2011.
- [156] Jean-Paul Zimmermann, Matt Evans, Jonathan Griggs, Nicola King, Les Harding, Penelope Roberts und Chris Evans. *Household Electricity Survey A study of domestic electrical product usage*. AEA Technology, 2012.



## LEISTUNGSBEIWERTE IN DER FELDTTEST-UMGEBUNG

## A.1 AUTOMATISCH DURCHGEFÜHRTES TRAINING

Die nachfolgende Tabelle enthält die genauen Messergebnisse des automatisch durchgeführten Trainings. Die so gewonnen Daten werden ausschließlich als Referenzdaten zur Bestimmung der Genauigkeit des LightMon-Systems verwendet. Für die Inbetriebnahme ist ein automatischer Trainingslauf nicht erforderlich, da LightMon die Leistungsbeiwerte implizit während einer Beobachtungsphase ermitteln kann.

Adresse	Name	P1 [W]	P2 [W]	P3 [W]	P4 [W]	P5 [W]	P6 [W]
1/2/12	205 Stehleuchte	-0.2	0.1	0.4	0.0	0.2	0.0
1/2/18	208 Stehleuchte 2	1.6	0.3	-0.1	-0.1	1.0	0.0
1/2/19	208 Stehleuchte 1	1.3	0.2	-0.3	-0.1	0.1	0.0
1/2/21	210 Stehleuchte 1 Neu	0.1	-0.4	-0.7	113.6	1.3	-0.3
1/2/22	210 Stehleuchte Neu	1.6	-0.1	-0.6	0.1	-0.6	0.2
1/2/26	212 Stehleuchte	0.0	0.3	-0.3	0.0	165.9	0.0
1/2/27	213 Deckenl. 1	1.0	0.3	-0.2	324.5	0.9	-0.1
1/2/3	202 Stehleuchte 2	-0.9	-0.3	-0.3	166.8	-0.3	-0.3
1/2/36	216 Stehleuchte 3	0.6	0.2	-1.4	-0.2	0.2	0.1
1/2/38	217 Hängel. 1	1.3	0.5	205.2	0.1	-0.1	0.3
1/2/41	217 Stehleuchte	-4.3	0.1	-0.2	-0.2	-0.3	0.1
1/2/43	219 Hängelampe dimm	-0.9	-0.6	0.4	0.0	-0.1	0.0
1/2/45	219 Stehleuchte 1	3.3	-1.2	-0.2	0.0	1.0	0.0
1/2/47	220 Stehleuchte 3	-0.2	-0.7	0.2	-0.2	0.1	-0.4
1/2/49	220 Deckenl. dimm	1.2	-0.3	0.2	-0.3	-0.5	-0.1
1/2/5	203 Stehleuchte 1	-1.4	0.2	-0.1	0.1	-0.1	0.0
1/2/51	220 Stehleuchte	0.8	0.4	0.8	-0.1	0.7	-0.1
1/2/53	221 Stehleuchte	0.7	0.4	-0.2	-0.2	-0.6	-0.2
1/2/55	221 Hängel.1 dimm	0.1	0.0	0.8	-0.1	-0.3	0.4
1/2/6	203 Stehleuchte 2	-1.3	0.3	-0.4	0.3	-0.5	171.8
1/2/60	223 Deckenl.	-2.6	157.2	0.5	0.1	0.1	-0.2
1/2/61	223 Stehleuchte	0.0	1.1	-0.3	0.0	0.0	-0.1
1/2/62	225 Deckenl.	87.8	-0.5	-0.2	0.0	-0.5	-0.3
1/2/64	201 Deckenlicht	-0.2	-0.2	-0.8	-0.1	0.5	-0.1
1/2/66	226 Deckenlicht	6.0	0.1	90.4	0.3	0.0	0.0

Adresse	Name	P <sub>1</sub> [W]	P <sub>2</sub> [W]	P <sub>3</sub> [W]	P <sub>4</sub> [W]	P <sub>5</sub> [W]	P <sub>6</sub> [W]
1/2/69	217 Hängel. 2	-0.8	-0.8	307.3	-0.1	-0.1	0.1
1/2/72	206 Wandleuchten Dimm	-1.1	0.0	0.4	0.2	1.2	0.3
1/2/74	222 Stehleuchte	3.1	0.2	-0.4	-0.2	-1.3	-0.4
1/2/75	225 Stehleuchte	-0.3	0.3	-0.2	0.0	-0.1	-0.1
1/2/78	206 Licht Dimm Tür	0.3	-0.2	-0.4	0.0	0.5	0.0
1/2/80	221 Stehlampe Neu	-1.2	-0.1	0.4	0.1	-0.6	0.1
1/2/9	204 Stehleuchte 2	1.8	-0.3	0.4	0.1	-0.3	0.2
3/2/10	Herren WC Vorraum	3.3	-0.3	0.9	0.0	-0.7	0.1
3/2/12	Herren WC	-0.5	-0.4	0.1	0.0	0.3	-0.3
3/2/14	Damen WC	-2.0	-0.4	-0.1	-0.1	0.1	-0.3
3/2/16	Damen WC Voraum	2.0	0.3	0.2	0.0	-0.6	0.1
3/2/18	Dusche	1.1	0.2	0.5	0.0	0.4	0.1
3/2/4	Flur Mitte Licht	2.9	-0.5	-1.0	-0.2	-0.1	0.0
1/2/79	206 Tür 2	-3.1	0.0	0.6	0.9	1.1	347.1
1/2/2	202 Stehleuchte	-0.3	0.1	0.7	168.1	0.1	0.2
1/2/42	219 Hängelampe	-2.3	222.7	0.2	0.0	-0.8	-0.2
1/2/31	213 Stehleuchte 3	1.3	-0.7	0.6	168.4	-0.4	0.0
1/2/48	220 Deckenl. schalt.	140.8	-0.4	0.0	0.1	0.9	0.3
1/2/10	205 Deckenlicht	-1.2	-0.2	0.4	161.8	0.2	0.0
1/2/17	209 Stehleuchte	0.8	0.3	0.7	165.3	0.3	-0.3
3/2/1	Flur Nord Licht	263.3	230.9	0.2	0.0	0.9	0.1
1/2/7	204 Deckenlicht	0.4	0.2	0.3	0.1	215.7	0.1
3/2/7	Flur Süd Licht	2.1	0.2	0.7	262.6	226.6	0.1
1/2/63	225 Stehleuchte	171.3	-0.4	-0.2	0.2	0.2	-0.1
1/2/33	216 Deckenlicht	-0.4	272.8	0.1	0.1	0.4	-0.2
1/2/23	211 Deckenl.	1.0	-0.3	-0.7	165.1	-0.1	0.0
1/2/25	212 Deckenlicht	0.8	-0.6	-0.4	0.0	109.0	-0.1
1/2/46	219 Stehleuchte 2	1.5	170.3	0.3	0.0	-0.2	0.2
1/2/4	203 Deckenlicht	-2.1	0.7	-0.1	0.2	-0.4	211.8
1/2/20	210 Deckenl Neu	1.2	-0.2	0.3	223.1	0.8	0.0
1/2/16	208 Deckenleuchte	-0.7	0.1	-0.6	0.0	168.0	0.1
1/2/76	224 Deckenleuchte	109.3	0.4	-0.5	-0.1	-0.5	0.2
1/2/37	217 Deckenl.	0.4	0.2	382.3	0.1	0.2	-0.1
1/2/71	210 Pc Labor Wand	-0.9	-0.3	-0.1	207.8	-0.3	-0.1
1/2/57	222 Deckenbeleuchtung	111.2	0.8	-0.5	0.0	-0.3	0.0
1/2/1	202 Deckenleuchte	1.4	-0.4	-0.3	214.0	-0.6	-0.1
1/2/34	216 Stehleuchte 1	-1.3	171.8	0.5	-0.1	-0.3	0.0

Adresse	Name	P <sub>1</sub> [W]	P <sub>2</sub> [W]	P <sub>3</sub> [W]	P <sub>4</sub> [W]	P <sub>5</sub> [W]	P <sub>6</sub> [W]
1/2/35	216 Stehleuchte 2	-0.9	171.1	0.9	0.2	-0.1	-0.1
1/2/73	206 Wandleuchte	-0.1	0.1	0.0	0.3	-1.4	179.8
1/2/8	204 Stehleuchte 1	1.0	0.1	-0.5	0.0	164.8	0.1
1/2/54	221 Hängelampe	311.3	-0.2	-0.5	0.5	-2.2	0.3
1/2/24	211 Stehleuchte	-0.5	-0.6	-0.3	166.7	0.2	0.1
1/2/52	221 Deckenlicht	259.1	-0.8	0.0	0.1	1.5	0.2
1/2/77	209 Deckenleuchte Neu	0.3	-0.8	0.8	-0.2	111.9	0.2





## ERFORDERLICHE GRANULARITÄT DER ZUSTANDSDATEN

Im Kapitel 5.2 wurde die erforderliche Granularität von Gerätezustandsdaten zur Modellierung des Energiebedarfs untersucht. Diese Untersuchung basiert auf einer ausführlichen Analyse der Tracebase-Daten. Die genauen Analyseergebnisse können im Rahmen dieser Arbeit aufgrund des hohen Umfangs nur auszugsweise dargestellt werden. Eine genaue Beschreibung der durchgeführten Analyse und eine Interpretation der Ergebnisse findet sich ebenfalls in Kapitel 5.2.

Klasse	mittlerer relativer Fehler [%]						
Zustände	2	3	4	5	6	7	8
remotedesktop	0.449	0.103	0.044	0.014	0.006	0.003	0.002
projector	0.968	0.906	0.789	0.553	0.434	0.174	0.088
xmaslights	1.136	0.938	0.405	0.104	0.027	0.001	0.000
vacuumcleaner	1.234	0.427	0.371	0.260	0.230	0.166	0.135
waterkettle	1.298	0.700	0.438	0.290	0.209	0.162	0.132
toaster	1.299	0.875	0.396	0.258	0.178	0.125	0.100
digitaltvreceiver	1.690	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
videoprojector	1.857	1.114	0.750	0.634	0.533	0.434	0.265
cookingstove	2.151	1.176	0.912	0.641	0.500	0.422	0.369
amplifier	2.184	1.327	0.181	0.050	0.015	0.006	0.001
playstation3	2.384	1.968	1.316	0.903	0.692	0.452	0.333
ethernetswitch	3.029	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
lamp	3.223	0.755	0.186	0.079	0.033	0.025	0.015
router	3.650	0.346	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
iron	4.156	2.342	1.657	1.375	1.236	0.848	0.771
monitor-tft	4.258	2.190	1.326	0.713	0.387	0.251	0.184
laundrydryer	4.593	1.474	1.156	0.996	0.876	0.695	0.606
dishwasher	4.995	1.161	0.998	0.797	0.659	0.543	0.473
multimediacenter	5.793	3.970	1.620	0.784	0.399	0.226	0.058
refrigerator	5.822	3.836	3.335	2.510	2.023	1.748	1.426
tv-lcd	5.860	2.604	1.773	1.324	1.006	0.812	0.653
microwaveoven	6.369	4.047	2.728	1.834	1.482	1.143	0.905
pc-desktop	6.449	3.431	2.352	1.757	1.407	1.130	0.963
subwoofer	6.554	6.350	4.847	1.448	0.526	0.218	0.090
waterfountain	7.566	5.504	4.728	3.645	2.870	2.427	2.177

Klasse Zustände	mittlerer relativer Fehler [%]						
	2	3	4	5	6	7	8
tv-crt	9.132	4.627	3.069	2.344	2.024	1.708	1.543
freezer	9.624	7.117	6.067	4.440	3.676	2.897	2.618
printer	12.065	7.186	4.859	3.246	2.886	2.464	2.227
cdplayer	13.622	8.619	3.752	1.921	0.690	0.032	0.000
dvdplayer	14.179	4.611	3.498	2.082	1.190	0.452	0.138
pc-laptop	14.375	7.675	5.419	4.233	3.264	2.524	1.974
alarmclock	14.785	7.042	7.010	5.386	4.711	2.940	2.576
breadcutter	19.152	6.927	3.065	1.385	0.497	0.198	0.064
charger-ppsp	20.946	12.408	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
coffeemaker	22.297	11.438	6.595	4.558	3.567	2.959	2.582
usbharddrive	22.977	11.879	1.700	0.543	0.139	0.026	0.005
waterboiler	24.756	15.599	11.177	8.492	7.127	5.669	5.667
beantocupcoffeemaker	25.091	12.781	9.292	7.530	6.255	5.284	4.739
washingmachine	33.878	15.644	10.030	7.825	6.659	5.638	4.823
solarthermalsystem	36.775	15.496	9.128	4.516	3.717	2.386	1.966
usbhub	41.438	25.431	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
charger-smartphone	52.497	22.709	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Tabelle 22: Mittlerer relativer Fehler der Quantisierung von Leistungssignalen unterschiedlicher Elektrogeräte für N=2 bis N=8 Cluster.

Klasse Zustände	mittlerer absoluter Fehler [W]						
	2	3	4	5	6	7	8
digitaltvreceiver	0.145	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
ethernetswitch	0.182	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
router	0.287	0.026	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
remotedesktop	0.658	0.151	0.065	0.020	0.009	0.004	0.002
multimediacenter	0.766	0.538	0.206	0.110	0.056	0.031	0.008
amplifier	0.835	0.536	0.070	0.020	0.006	0.002	0.001
subwoofer	0.994	0.963	0.734	0.220	0.080	0.033	0.014
xmaslights	1.128	0.931	0.402	0.103	0.027	0.001	0.000
charger-ppsp	1.357	0.804	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
projector	1.590	1.488	1.296	0.907	0.712	0.285	0.145
cdplayer	1.693	0.998	0.521	0.267	0.096	0.004	0.000
usbharddrive	1.757	0.964	0.159	0.056	0.013	0.003	0.001
monitor-tft	2.018	1.058	0.663	0.389	0.236	0.161	0.122

Klasse	mittlerer absoluter Fehler [W]						
Zustände	2	3	4	5	6	7	8
playstation3	2.360	2.006	1.351	0.917	0.707	0.464	0.347
dvdplayer	2.368	0.774	0.533	0.338	0.198	0.077	0.022
usbhub	2.486	1.526	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
lamp	2.583	0.526	0.217	0.111	0.052	0.042	0.026
waterfountain	2.651	1.907	1.641	1.278	1.032	0.919	0.827
videoprojector	2.988	1.667	1.289	1.068	0.895	0.687	0.464
charger-smartphone	3.150	1.363	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
pc-laptop	3.561	1.905	1.321	1.014	0.783	0.613	0.485
alarmclock	4.026	1.930	1.921	1.478	1.296	0.797	0.693
tv-lcd	5.068	2.266	1.580	1.179	0.918	0.729	0.576
refrigerator	5.822	3.608	3.194	2.353	1.913	1.654	1.361
pc-desktop	6.260	3.191	2.174	1.673	1.350	1.113	0.959
toaster	9.027	6.063	2.721	1.777	1.235	0.867	0.689
tv-crt	9.642	4.821	3.177	2.437	2.095	1.772	1.599
waterboiler	12.242	7.704	5.518	4.188	3.512	2.794	2.793
vacuumcleaner	13.877	4.804	4.170	2.924	2.583	1.863	1.513
freezer	16.254	12.033	10.261	7.485	6.216	4.889	4.417
cookingstove	18.622	10.257	7.933	5.580	4.355	3.676	3.206
breadcutter	19.914	7.051	3.135	1.415	0.480	0.190	0.062
beantocupcoffeemaker	20.180	10.351	7.559	6.127	5.047	4.213	3.766
waterkettle	27.188	15.590	9.677	6.361	4.601	3.543	2.869
printer	31.344	17.199	10.201	7.797	6.728	5.828	5.127
microwaveoven	35.776	24.816	18.494	12.845	10.227	7.763	6.061
dishwasher	47.807	12.572	10.762	8.393	6.908	5.680	4.859
iron	59.376	33.492	23.677	19.631	17.633	12.089	10.981
laundrydryer	87.642	28.698	22.573	19.309	16.974	13.423	11.772
solarthermalsystem	90.594	50.200	28.880	13.712	9.995	5.696	4.555
washingmachine	116.032	53.305	34.896	26.852	22.715	19.203	16.519
coffeemaker	129.824	63.890	37.445	25.918	20.213	16.730	14.492

Tabelle 23: Mittlerer absoluter Fehler der Quantisierung von Leistungssignalen unterschiedlicher Elektrogeräte für N=2 bis N=8 Cluster.



## AUSWERTUNG ELEKTROMAGNETISCHER SIGNALE

### C.1 GENAUIGKEIT DER GERÄTEERKENNUNG

Die nachfolgende Tabelle enthält die genauen Ergebnisse der Geräteerkennung für einzelne Geräteklassen basierend auf elektromagnetischen Emissionen. Zur Geräteerkennung wurde das in Kapitel 7.5 beschriebene Klassifikationsverfahren auf dem Frequenzspektrum der gemessenen elektromagnetischen Signalen eingesetzt.

Gerät	Precision	Recall	F1-Maß	Support
Bohrmaschine	0.79	0.85	0.81	13
Bügeleisen	0.72	0.72	0.72	18
Funksteckdose	0.93	1.00	0.96	13
Haartrockner	0.58	0.78	0.67	9
Heißluftpistole	0.43	0.43	0.43	7
Kaffeemaschine	0.58	0.78	0.67	9
LCD-TV	1.00	1.00	1.00	10
Ladegerät DigiCam	0.55	0.86	0.67	7
Ladegerät Motorola	0.82	0.75	0.78	12
Ladegerät NMh-Akku	1.00	1.00	1.00	5
Ladegerät Nexus	1.00	1.00	1.00	6
Ladegerät Sony	1.00	0.92	0.96	12
Ladegerät iPad	1.00	1.00	1.00	8
Ladegerät iPhone	1.00	0.80	0.89	10
Lampe CCFL	0.92	1.00	0.96	11
Lampe Philips Hue	1.00	1.00	1.00	11
Laptop Acer	0.83	0.71	0.77	7
Laptop Dell	1.00	0.86	0.92	7
Laptop Lenovo	0.91	0.91	0.91	11
Lötstation	0.91	0.67	0.77	15
Monitor Dell	1.00	1.00	1.00	8
Monitor Eizo	1.00	0.67	0.80	9
Monitor Fujitsu	1.00	1.00	1.00	10
Monitor Lenovo	1.00	1.00	1.00	12
Netzwerkswitch	0.75	0.75	0.75	8
<b>Mittelwert</b>	<b>0.87</b>	<b>0.85</b>	<b>0.86</b>	<b>248</b>

## C.2 KONFUSIONSMATRIX ZUR DARSTELLUNG VON KLASSIFIKATIONSFEHLERN

Neben der Betrachtung der relativen Genauigkeit einzelner Klassen ist weiterhin die Betrachtung der Konfusionsmatrix interessant. Mithilfe dieser kann ermittelt werden, aus welchen Komponenten sich der Gesamtfehler bei der Geräteerkennung zusammensetzt.

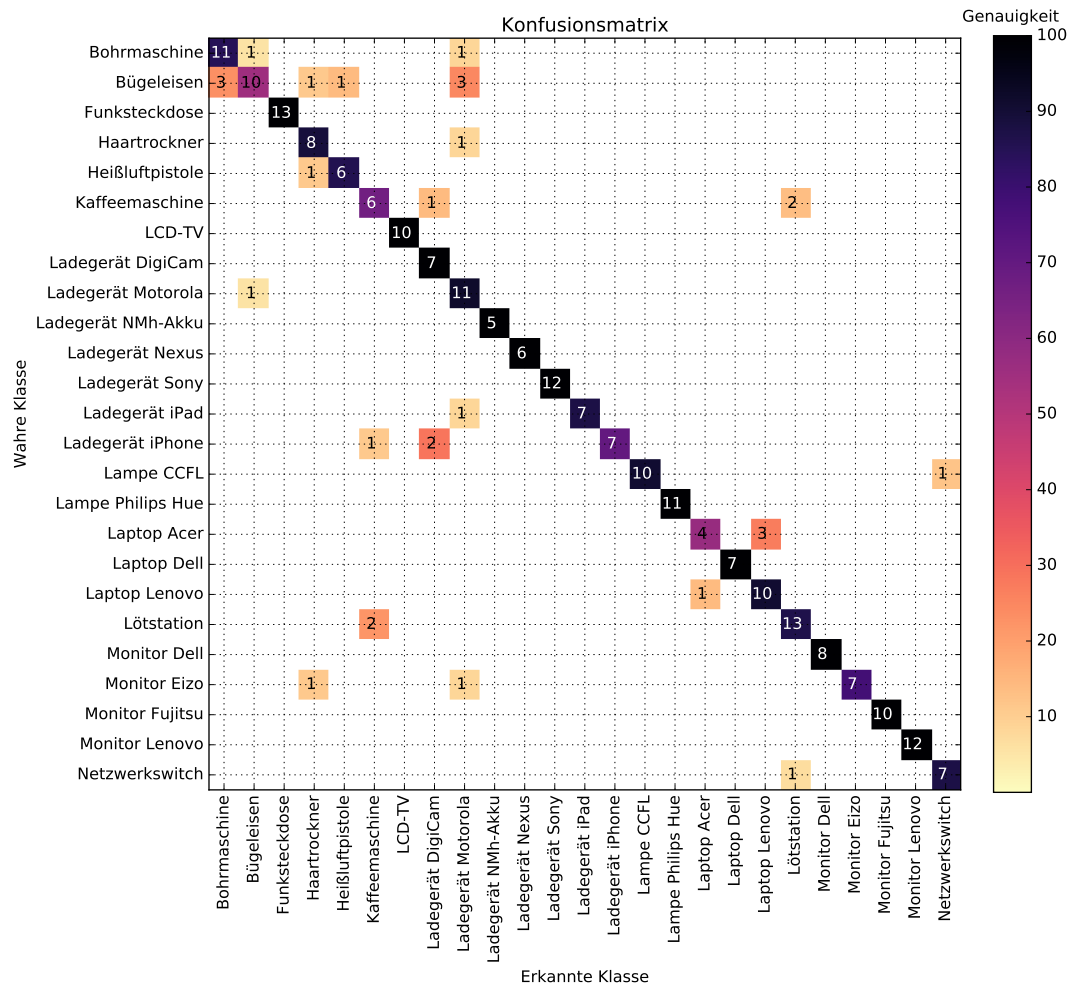


Abbildung 44: Konfusionsmatrix der Geräteidentifikation basierend auf elektromagnetischen Emissionen für verschiedene Geräteklassen im Vergleich.

## KONFUSIONSMATRIX DER AUDIOBASIERTEN AKTIVITÄTSERKENNUNG

IN der Abbildung 45 ist die Konfusionsmatrix der audiobasierten Aktivitätserkennung abgebildet. Mithilfe dieser lassen sich einzelne Fehlerklassen erkennen und hinsichtlich der Häufigkeit bewerten.

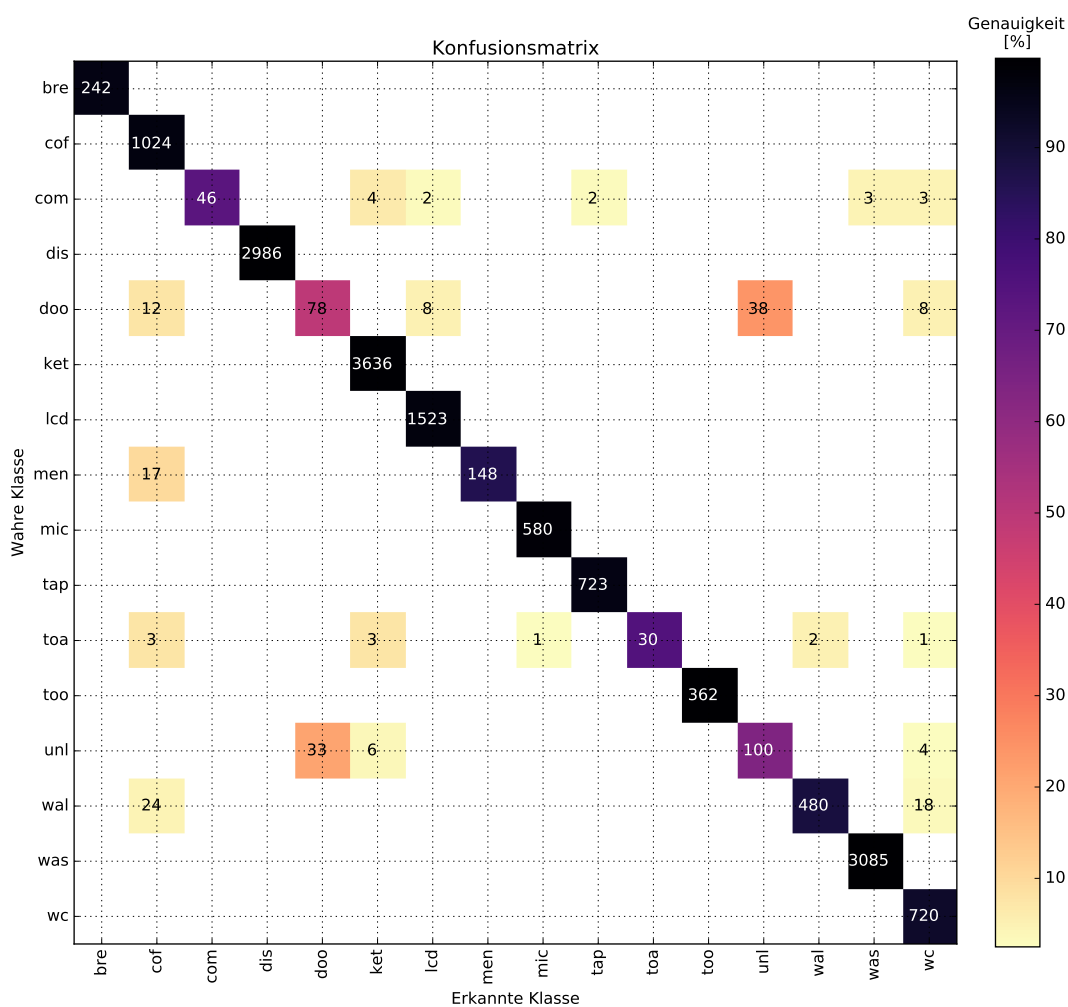


Abbildung 45: Konfusionsmatrix für DMFCC-Merkmale und eine Klassifikation mittels Random-Forest-Klassifizierer (RFC). Die angetragenen Abkürzungen werden in Tabelle 12 erläutert.





## GLOSSAR

---

DDC/CI	Digital Data Channel Control Interface
OLED	Organic Light Emitting Diode
MFCC	Mel-Frequenz-Cepstrum-Koeffizienten
DMFCC	Delta-MFCC
ZCR	Zero-Crossing-Rate
BE	Band-Energie
SL	Spektrale Leistungsdichte
ETR	Extra Tree Regressor
RFR	Random Forest Regressor
ERFR	Extra Tree Random Forest Regressor
kNNR	K-Next Neighbours Regressor
LinearR	Simple Linear Regressor
LassoR	Lasso Regressor
LarsR	Lars Regressor
DTR	Decision Tree Regressor
FIR-Filter	Finite-Impulse-Response-Filter
DT	Decision Tree
RF	Random Forest
GNB	Gaussian Naive Bayes
kNN	k-nearest-Neighbors
SVM	Support-Vector-Maschine
GMM	Gauss'sche Mischverteilung
ADC	Analog-Digital-Wandler
NIALM	Nichtinvasives Lastmonitoring



## FORMELZEICHEN

Symbol	Beschreibung
$S(t)$	Gerätezustandsvektor eines Gerätes zum Zeitpunkt $t$
Zustand $s_i(t)$	$i$ – te Komponente des Gerätezustandsvektors zum Zeitpunkt $t$
$P$	Leistungsaufnahme eines Gerätes in Watt
Fehler $\epsilon_{\text{mabs}}$	Mittlerer absoluter Fehler zwischen der tatsächlichen und der geschätzten Leistungsaufnahme
Schwellwert $\text{pr}_{\text{drop}}$	Entscheidungsschwellwert zum Verwerfen einer Eingabe in der Vorfilterungsstufe
Filtergüte $Q_{\text{max}}$	Maximal erreichbare Filtergüte
Ereignis $e$	3-Tupel bestehend aus (Sender, Aktuator, Kommando)
Leistung $P_{e,i}(n)$	Einfluss des Ereignisses $e$ für den Aktuator $i$ auf die Leistungsaufnahme $P_n$ in Watt der $n$ -ten Phase $\phi_n$
Arbeit $W$	Verrichtete elektrische Arbeit
$N$	Anzahl der unabhängigen, beobachteten Schaltkreise im Gebäude
$I$	Anzahl der im Gebäude geschalteten Aktuatoren
$E$	Anzahl aller beobachteten Ereignisse
$P_n(t)$	Leistung in Watt der $n$ -ten Phase zum Zeitpunkt $t$
Zeitpunkt $t_e$	Zeitpunkt $t$ zu dem das Ereignis $e$ auftritt
Residuum $R(t)$	Leistungsaufnahme aller nicht beobachtbaren Geräte im Gebäude
Zustand $x_i(t)$	Diskreter Schaltzustand des $i$ -ten Aktuators zum Zeitpunkt $t$
Vektor $\Phi_e$	Leistungsbeiwert von Ereignis $e$ in Watt. $(\Phi_e = (p_1, p_2, \dots, p_N)^T$ für Phase $1 \dots N$ )
Matrix $\Phi$	Matrix $(I \times N)$ mit Leistungsbeiwerten aller $I$ Aktuatoren auf allen $N$ Phasen.
Vektor $\epsilon_i$	Messfehlervektor des $i$ -ten Aktuators in Watt $(\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_N)^T$ für die Phasen $1, \dots, N$ .



## PUBLIKATIONEN

## E.1 ZEITSCHRIFTEN-BEITRÄGE

1. Andreas REINHARDT, Frank ENGLERT und Delphine CHRISTIN. "Averting the privacy risks of smart metering by local data preprocessing". In: *Pervasive and Mobile Computing*, Elsevier 2015,
2. Anselmo STELZER, Frank ENGLERT, Stephan HÖROLD und Cindy MAYAS. "Improving service quality in public transportation systems using automated customer feedback". In: *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, Elsevier 2015.

## E.2 KONFERENZ- UND WORKSHOPBEITRÄGE

3. Frank ENGLERT. Participatory Sensing Based Optimization of Environmental Parameters Using the Example of Energy Saving in Residential Environments. In: *International Conference on Pervasive Computing and Communications PhD Forum (IEEE Percom)*, 2014.
4. Frank ENGLERT, Ahmad EL-HINDI, Daniel BURGSTÄHLER, Alaa ALHAMOUD und Ralf STEINMETZ. Reducing the Electricity Consumption of Large Outdoor LED Advertising Screens. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Future Energy Systems (ACM e-Energy)*, 2014.
5. Frank ENGLERT, Irina DIACONITA, Andreas REINHARDT, Alaa ALHAMOUD, Richard MEISTER, Lucas BACKERT und Ralf STEINMETZ. Reduce the Number of Sensors - Sensing Acoustic Emissions to Estimate Appliance Energy Usage. In: *Proceedings of the 5th ACM Workshop on Embedded Systems For Energy-Efficient Buildings (ACM BuildSys)*, 2013.
6. Frank ENGLERT, Patrick LIESER, Alaa ALHAMOUD, Doreen BOHNSTEDT und Ralf STEINMETZ. "Electricity-Metering in a Connected World: Virtual Sensors for Estimating the Electricity Consumption of IoT Appliances." In: *3rd International Conference on Future Internet of Things and Cloud (IEEE FiCloud)*, 2015.
7. Frank ENGLERT, Marius RETTBERG, Sebastian KÖSSLER, Alaa ALHAMOUD, The An Binh NGUYEN, Doreen BÖHNSTEDT und Ralf STEINMETZ. Enhancing User Privacy by Data Driven Selection Mechanisms for Finding Transmission-Relevant Data Samples in Energy Recommender Systems. In: *International Conference and Workshops on Networked Systems (NetSys)*, 2015.
8. Frank ENGLERT, Till SCHMITT, Sebastian KÖSSLER, Andreas REINHARDT und Ralf STEINMETZ. How to Auto-Configure your Smart home? High-Resolution

Power Measurements to the Rescue. In: *Proceedings of The fourth International Conference on Future Energy Systems (ACM e-Energy)*, 2013.

9. Frank ENGLERT, Patrick LIESER, Marius RETTBERG-PÄPLOW, Alaa ALHAMOUD, Doreen BÖHNSTEDT und Ralf STEINMETZ. LightMon: Apportioning the Effect of Light Switching Events on the Electricity Consumption of Buildings. In: *Proceedings of the 2016 International Conference on Embedded Wireless Systems and Networks (ACM EWSN)*, 2016.

### E.3 ALS KO-AUTOR ERSTELLTE KONFERENZ- UND WORKSHOPBEITRÄGE

10. Alaa ALHAMOUD, Michael KREGER, Haitham AFIFI, Christian GOTTRON, Daniel BURGSTAHLER, Frank ENGLERT, Doreen BÖHNSTEDT und Ralf STEINMETZ. Empirical investigation of the effect of the door's state on received signal strength in in- door environments at 2.4 GHz. In: *39th Conference on Local Computer Networks Workshops (IEEE LCN Workshops)*, 2014.
11. Alaa ALHAMOUD, Felix RÜTTIGER, Andreas REINHARDT, Frank ENGLERT, Daniel BURGSTAHLER, Doreen BÖHNSTEDT, Christian GOTTRON und Ralf STEINMETZ. SMARTENERGY . KOM : An Intelligent System for Energy Saving in Smart Home. In: *The 39th Conference on Local Computer Networks (IEEE LCN)*, 2014.
12. Daniel BURGSTAHLER, Nils RICHERZHAGEN, Frank ENGLERT, Ronny HANS und Ralf STEINMETZ. Switching Push and Pull: An Energy Efficient Notification Approach. In: *International Conference on Mobile Services (IEEE MS)*, 2014.
13. Irina DIACONITA, Andreas REINHARDT, Frank ENGLERT, Delphine CHRISTIN und Ralf STEINMETZ. Do you hear what i hear? using acoustic probing to detect smartphone locations. In: *International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (IEEE PERCOM Workshops)*, 2014.
14. Tobias GROSSE-PUPPENDAHL, Sebastian HERBER, Raphael WIMMER, Frank ENGLERT, Sebastian BECK, Julian VON WILMSDORFF, Reiner WICHERT und Arjan KUIJPER. Capacitive near-field communication for ubiquitous interaction and perception. In: *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (ACM Ubicomp)*, 2014.
15. Patrick LIESER, Frank ENGLERT, Alaa ALHAMOUD, Daniel BURGSTAHLER und Doreen BÖHNSTEDT. Towards Virtual Sensors for Estimating the Electricity Consumption of Networked Appliances. In: *Proceedings of the 2015 ACM Sixth International Conference on Future Energy Systems (ACM e-Energy)*, 2015.
16. Cindy MAYAS, Stephan HÖROLD, Anselmo STELZER, Frank ENGLERT und Heidi KRÖMKER. Evaluation of Dispatcher Requirements on Automated Customer Feedback in Public Transport. In: *Human-Computer Interaction (ifip INTERACT)*, 2015.
17. Andreas REINHARDT, Frank ENGLERT und Delphine CHRISTIN. Enhancing user privacy by preprocessing distributed smart meter data. In: *Sustainable Internet and ICT for Sustainability (IEEE SustainIT)*, 2013.

18. Tobias RUECKELT, Daniel BURGSTAHLER, Frank ENGLERT, Christian GOTTRON, Sebastian ZÖLLER und Ralf STEINMETZ. A concept for vehicle internet connectivity for non-safety applications. In: *39th Conference on Local Computer Networks Workshops (IEEE LCN Workshops)*, 2014.
19. Anselmo STELZER, Frank ENGLERT, Stephan HÖROLD und Cindy MAYAS. Using customer feedback in public transportation systems. In: *International Conference on Advanced Logistics and Transport (IEEE ICALT)*, 2014.
20. Anselmo STELZER und Frank ENGLERT. Information Exchange for Connection Dispatching. In: *21st International Symposium EURO-Zel*. 2013.





## F.1 MASTERARBEITEN

1. Daniel Ehrhardt: *Entwicklung und Evaluation einer Hardware zur Herstellung von Funkbrücken zwischen Ad-hoc Netzclustern bei Katastrophenereignissen*, Technische Universität Darmstadt, Abgabe vorraussichtlich Juli 2016, Betreuung zusammen mit Patrick Lieser
2. Sridevi Pagad: *Fusing EMI emissions with smart meter power readings for augmented non-intrusive appliance load monitoring*. Technische Universität Darmstadt, Abgabe vorraussichtlich August 2016
3. Till Schmitt: *Untersuchung und Entwicklung minimal-invasiver Mechanismen zur Abschätzung des Energieverbrauchs von Elektrogeräten*, Technische Universität Darmstadt, Februar 2016
4. Sebastian Kössler: *Entwicklung einer Messmethode zur Bestimmung des Elektrizitätsverbrauchs von Individuen im Internet der Dinge*, Technische Universität Darmstadt, Dezember 2015
5. Marek Walasek: *Wie fair ist Pay-Per-Use? Eine Analyse der Auswirkungen des Ressourcenverbrauchs auf die Kosten von Cloud-Computing*, Technische Universität Darmstadt, November 2015, Betreuung zusammen mit Ronny Hans
6. Samule Foppa: *Forecasting the Electricity Consumption of Air Cooling Machines based on Environmental Parameters*, Technische Universität Darmstadt, November 2015, In Kooperation mit ABB Ladenburg und der Politecnico di Milano,
7. Julian Metzler: *Smartphone-basierte Lokalisation von Audio-Geräuschquellen im Raum zur Verbesserung von Kontext-Erkennungsalgorithmen*, Technische Universität Darmstadt, März 2015
8. Patrick Lieser: *Schätzung des Energieverbrauchs von Gebäuden durch Beobachtung relevanter Umgebungsparameter*, Technische Universität Darmstadt, Dezember 2014
9. Simon Farr: *Middleware zur robusten Kommunikation von freiwilligen Feuerwehren im Einsatzfall*, Oktober 2014, Technische Universität Darmstadt, Betreuung zusammen mit The An Binh Nguyen,
10. Constantin Müller: *Methoden und Verfahren zur statistischen Vorhersage der Einsatzstärke von freiwilligen Einsatzkräften*, Technische Universität Darmstadt, Januar 2014

## F.2 BACHELORARBEITEN

11. Henning Funck: *Entwicklung einer mobilen Hardware-Einheit zur messtechnischen Erfassung von EMI-Emissionen*, Technische Universität Darmstadt, Abgabe voraussichtlich Juni 2016
12. Mathias Hornjak: *Entwurf eines mobilen und energieautarken Systems zur Regelung der Parkplatzbelegung*, Technische Universität Darmstadt, April 2016, In Kooperation mit dem Dezernat V Baumanagement und Technischer Betrieb
13. Jan Rehbein: *Erhöhung der Skalierbarkeit von Schätzmodellen für den Energieverbrauch von Schaltereignissen in Gebäudeautomatisierungsbussen*. Technische Universität Darmstadt, November 2015
14. Kerstin Reifschläger: *Entwicklung einer Methode zur Bestimmung von Personengruppen mit ähnlichem Kommunikationsverhalten und Ableitung von Einflussfaktoren auf die Work-Life Balance mithilfe von Smartphones*, Technische Universität Darmstadt, November 2015
15. Jeromè Charrier: *Entwurf einer Vertrauensfunktion zum Privatsphärenschutz beim Austausch von Nutzerkontextdaten*, Technische Universität Darmstadt, August 2015, Betreuung mit Rahul Chini Dwarakanath
16. Marius Rettberg-Päplow: *Daten-minimale Übertragung von Energieverbrauchs-Traces*, Technische Universität Darmstadt, November 2014
17. Richard Meister: *Entwicklung von Adaptionsmechanismen zur Verringerung des Energieverbrauchs von mobilen Push-Diensten*, Technische Universität Darmstadt, August 2014
18. Lucas Backert: *Modellierung des Energieverbrauchs von Endgeräten in vernetzten Systemen*, Technische Universität Darmstadt, März 2014
19. Ahmad El'Hindi: *Adaptive Intensitätssteuerung einer LED-Wand basierend auf der Außenhelligkeit*, Technische Universität Darmstadt, Oktober 2013, Kooperation mit dem Kongresszentrum Darmstadtium, Darmstadt, Betreuung zusammen mit Daniel Burgstahler
20. Tobias Otterbein: *Methoden und Konzepte zum personalisierten Erfassen des Energieverbrauchs*, Technische Universität Darmstadt, September 2013

**CURRICULUM VITÆ****Persönliche Daten**

Name	Frank Englert
Geboren	03. Januar 1988 in Gelnhausen
Wohnort	Darmstadt-Kranichstein Elisabeth-Hattemer-Straße 4
Familienstand	Verheiratet, 1 Kind

**Schul- und Hochschulausbildung**

2012-heute	Technische Universität Darmstadt Fachbereich Elektro- und Informationstechnik Promotionsstudium
2007-2012	Technische Universität Darmstadt Studium der Informationssystemtechnik mit Abschluss Master of Science
1994-2006	Schulbildung mit Abschluss der Fachhochschulreife

**Berufliche Laufbahn**

2013-heute	Notificatio UG, Wiesbaden Gesellschaft zur Echtzeit-Benachrichtigung mobiler Clients Unternehmensgründer und Gesellschafter
2012-heute	Technische Universität Darmstadt Fachgebiet für Multimedia Kommunikation Arbeitsgruppe für <i>Distributed Sensing Systems</i> Wissenschaftlicher Mitarbeiter
2007-2012	Spedion GmbH, Krombach Softwareentwickler für Cloud-basierte Backend-Systeme Design von Datenkonvertern für Logistikprozesse
2006-2007	Ableistung des Grundwehrdienstes

### Aktivitäten in der Lehre

2012-2016	Betreuung der Lehrveranstaltung <i>Kommunikationsnetze II</i> im WS2012/13, WS2013/14, WS2014/15 und WS2015/16
2012-2016	Betreuung von 20 Bachelor- und Masterarbeiten
2012-2016	Betreuung von 13 Gruppen im Praktikum/Projektseminar <i>Multimedia Communications Lab and Project I/II</i>
2013-2016	Ko-Organisator des Praktikum/Projektseminar <i>Multimedia Communications Lab and Project I/II</i>

### Projekterfahrung und Management

3/2015-3/2016	Wissenschaftliche und fachliche Beratung des Exist-geförderten Gründungsprojekts TRACKTICS
3/2014-8/2015	Beantragung und Leitung des Mikroprojekts „EnerFlow“ im Rahmen des Software Campus, gefördert vom Bundesministerium für Bildung und Forschung
9/2012-2/2014	Projektmitarbeiter am Forschungsprojekt IP-KOM-OeV Mitwirken an der Normierungsschrift VDV-431-1 und VDV-431-2 zur Standardisierung des Datenaustauschs im öffentlichen Personenverkehr



## ERKLÄRUNG LAUT §9 DER PROMOTIONSORDNUNG

---

Ich versichere hiermit, dass ich die vorliegende Dissertation allein und nur unter Verwendung der angegebenen Literatur verfasst habe. Die Arbeit hat bisher noch nicht zu Prüfungszwecken gedient.

*Darmstadt, 05.07.2016*

---

Frank Englert